

**UN ALGORITMO EVOLUTIVO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE
RECURSOS POST-DESASTRES SÍSMICOS EN LA CIUDAD DE
BUCARAMANGA**

ANDRES RICARDO BARRERA NAVARRO

ANGIE PAOLA HERNANDEZ GOMEZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2016**

**UN ALGORITMO EVOLUTIVO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE
RECURSOS POST-DESASTRES SÍSMICOS EN LA CIUDAD DE
BUCARAMANGA**

ANDRES RICARDO BARRERA NAVARRO COD: 2103231

ANGIE PAOLA HERNANDEZ GOMEZ COD: 2104116

**Proyecto de grado presentado como requisito para optar al título de
Ingeniero Industrial**

Director:

PhD. HENRY LAMOS DIAZ

Codirector:

Ing. KARIN J. AGUILAR IMITOLA

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2016**

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecemos al grupo de investigación OPALO por la oportunidad de realizar el proyecto.

A los profesores integrantes del grupo de investigación, en especial al PhD. Henry Lamos Díaz por confiar en nosotros, por su paciencia, dedicación y por el apoyo brindado durante el desarrollo de esta investigación junto con la Ingeniera Karin Aguilar Imitola.

A la Universidad Industrial de Santander y Escuela de Estudios Industriales y Empresariales por la formación académica.

DEDICATORIA

Agradezco a Dios por guiar mi camino.

A mis padres por su coraje, amor y confianza.

A mi hermano por su gran apoyo y ejemplo.

A Angie Paola Hernández por su amor y compañía

Andrés R. Barrera Navarro

A Dios por ser mi guía durante toda la carrera.

A mis padres por su ejemplo y apoyo, por crear en mí una mujer luchadora y persistente.

A mis hermanos por estar siempre a mi lado apoyándome y por ser mi motivación para seguir adelante.

A mis compañeros y amigos con quienes compartí estos años de formación, los llevare siempre en mi corazón.

A Andres Barrera compañero de proyecto y compañero de vida, por ayudarme a alcanzar esta meta y permitirme soñar juntos.

Angie P. Hernández Gómez

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	19
1. GENERALIDADES DEL PROYECTO	21
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	21
1.2. JUSTIFICACION DEL PROYECTO.	23
1.3. OBJETIVOS	24
1.3.1. Objetivo general.....	24
1.3.2. Objetivos específicos.....	25
1.4. METODOLOGIA.....	25
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	29
3. MARCO TEORICO.....	43
3.1. AYUDA HUMANITARIA	43
3.1.1. Asignación y distribución de ayuda humanitaria.	44
3.2. SISTEMAS DE INFORMACION GEOGRAFICA (SIG).....	46
3.2.1. Interfaz de programación de aplicaciones (API)	47
3.3. OPTIMIZACION COMBINATORIA	48
3.3.1. Definición de los problemas de optimización combinatoria.....	48
3.4. COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL.....	50
3.4.1. Problemas NP.....	50
3.4.2. Problemas NP-Hard.....	51
3.5. METODOS DE SOLUCION DE UN PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA.	51
3.5.1. Algoritmos exactos.....	51
3.5.2. Algoritmos heurísticos.....	52

3.5.2.1. Heurísticas constructivas	52
3.5.2.2. Métodos de búsqueda local.	52
3.5.3. Algoritmos metaheurísticos.....	53
3.6. PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS.....	54
3.6.1. Definición del problema de ruteo de vehículos.	55
3.6.2. Variantes del VRP	56
3.6.2.1. Problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW).....	57
3.6.2.2. Problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas.....	57
3.6.2.3. Problemas de múltiples depósitos.....	57
3.6.2.4. Problema de ruteo de vehículos capacitados.....	57
3.7. PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS CAPACITADOS.	58
3.7.1. Características generales.	58
3.7.2. Formulación matemática del CVRP.	59
3.8. MÉTODOS DE SOLUCIÓN DEL CVRP	62
3.8.1. Heurísticas para el CVRP.	62
3.8.2. Metaheurísticas para el CVRP.	64
3.8.2.1. Recocido simulado (SA).....	64
3.8.2.2. Búsqueda Tabú.....	65
3.8.2.3. Optimización por colonia de hormigas (ACO).	65
3.8.2.4. Algoritmo artificial de Colonia de abejas (ABC).....	65
3.9. COMPUTACIÓN EVOLUTIVA.....	66
3.9.1. Programación evolutiva.....	67
3.9.2. Estrategia evolutiva (ES).....	68
3.9.3. Algoritmos genéticos.....	68

4. DISEÑO DE LA RED DE TRANSPORTE.....	71
4.1. INVENTARIO DE EQUIPAMIENTO.	73
4.2. ANALISIS DE MAPAS.....	74
4.3. DESCRIPCIÓN DE LA RUTA.....	75
4.4. ESTUDIO DE DEMANDA.....	75
5. COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS (ABC).....	80
5.1. ALGORITMO ARTIFICIAL DE COLONIA DE ABEJAS.	81
6. FORMULACION DEL MODELO MATEMATICO.....	86
7. SOLUCION AL CVRP USANDO EL ALGORITMO DE COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS.	89
7.1. SOLUCION INICIAL	89
7.1.1. Heurística del vecino más cercano (Nearest Neighbor).....	91
7.2. CONSTRUCCION DE NUEVAS SOLUCIONES.	95
7.3. MEJORAR SOLUCIONES.....	98
7.3.1. BÚSQUEDA LOCAL.....	98
7.3.1.1. Procedimiento de intercambio.....	98
7.4. ACTUALIZACIÓN DE LA MEJOR SOLUCIÓN.	100
8. VALIDACION DEL ALGORITMO.	101
8.1. RESULTADO DE LA VALIDACION DE INSTANCIAS	102
9. RESULTADOS COMPUTACIONALES.	105
10. CONCLUSIONES	123
11. RECOMENDACIONES.....	125
BIBLIOGRAFIA.....	126
ANEXOS.....	136

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Flujos presentes en la cadena de suministros en situación de desastres naturales.....	31
Figura 2. Ejemplo del VRP.....	56
Figura 3. Heurística para problemas de ruteo de vehículos.....	63
Figura 4. Componentes principales de la programación evolutiva.....	67
Figura 5. Ubicación de los albergues en el mapa.....	75
Figura 6. Esquema general de un algoritmo bio-inspirado.....	83
Figura 7. Diagrama de flujo del ABC.....	90
Figura 8. Diagrama de flujo del vecino más cercano.....	92
Figura 9. Red de transporte.....	93
Figura 10. Solución inicial.....	95
Figura 11. Operador Swap.....	95
Figura 12. Operador Reserve.....	96
Figura 13. Operador Insert.....	96
Figura 14. Operador crossover y operador swap.....	97
Figura 15. Procedimiento 2-Opt.....	99
Figura 16. Procedimiento 3- Opt.....	99
Figura 17. Ruta 0.....	108
Figura 18. Ruta 1.....	109
Figura 19. Ruta 2.....	110
Figura 20. Ruta 3.....	111
Figura 21. Ruta 4.....	112
Figura 22. Ruta 5.....	113
Figura 23. Ruta 6.....	114
Figura 24. Ruta 7.....	115
Figura 25. Ruta 8.....	116
Figura 26. Ruta 9.....	117

Figura 27. Ruta 10118
Figura 28. Ruta 11119
Figura 29. Ruta 12120
Figura 30. Ruta 13121
Figura 31. Ruta 14122

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Representación de los albergues y centro de distribución	74
Cuadro 2. Albergues visitados por el vehículo 1	108
Cuadro 3. Albergues visitados por el vehículo 2.	109
Cuadro 4. Albergues visitados por el vehículo 3.	110
Cuadro 5. Albergues visitados por el vehículo 4.	111
Cuadro 6. Albergues visitados por el vehículo 5.	112
Cuadro 7. Albergues visitados por el vehículo 6.	113
Cuadro 8. Albergues visitados por el vehículo 7.	114
Cuadro 9. Albergues visitados por el vehículo 8.	115
Cuadro 10. Albergues visitado por el vehículo 9.	116
Cuadro 11. Albergues visitados por el vehículo 10.	117
Cuadro 12. Albergues visitados por el vehículo 11.	118
Cuadro 13. Albergues visitados por el vehículo 12.	119
Cuadro 14. Albergues visitados por el vehículo 13.	120
Cuadro 15. Albergues visitados por el vehículo 14.	121
Cuadro 16. Albergues visitados por el vehículo 15.	122

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Matriz de tiempo.....	93
Tabla 2. Demandas de los clientes	94
Tabla 3. Mejores resultados encontrados en las librerías.	103
Tabla 4. Datos obtenidos al aplicar el ABC mejorado.....	103
Tabla 5. Porcentaje de diferencia respecto al óptimo de librerías.	104
Tabla 6. Demanda de los albergues utilizados en esta investigación.	105

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A. PROGRAMACIÓN DEL ALGORITMO DE COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS EN GO.....	136
ANEXO B. DEMANDA DE LOS ALBERGUES	149

RESUMEN

TITULO: “UN ALGORITMO EVOLUTIVO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCION DE RECURSOS POST-DESASTRES SISMICOS EN LA CIUDAD DE BUCARAMANGA”*

AUTORES:

BARRERA NAVARRO, Andrés Ricardo

HERNANDEZ GOMEZ, Angie Paola**

PALABRAS CLAVES:

Ruteo de vehículos capacitados, Algoritmo de colonia artificial de abeja, Recursos humanitarios.

DESCRIPCION:

En el presente trabajo de investigación, se aborda el problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP) para llevar acabo la distribución de recursos en caso de un desastre sísmico en la ciudad de Bucaramanga. El objetivo principal del CVRP es encontrar una serie de rutas óptimas de entrega, que permitan satisfacer la demanda de los clientes teniendo un determinado número de vehículos con capacidad homogénea. Desde la perspectiva de la optimización, el CVRP es un problema de optimización combinatoria catalogado de tipo NP-Hard debido a su complejidad computacional. En la literatura existen diversos métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos para dar solución al problema, siendo una metaheurística la implementada en esta investigación arrojando soluciones aproximadas en un tiempo computacional razonable. Un algoritmo de colonia artificial de abejas es propuesto para minimizar la distancia total recorrida, mejorado mediante el operador de vecindad (Swap Mutación) y un operador de cruce asexual.

El algoritmo fue validado en 10 problemas del benchmarking propuestas por Augerat et al, Christofides y Elion mediante el lenguaje de programación Go. Los resultados obtenidos muestran que el algoritmo de colonia artificial de abejas propuesto es eficiente al encontrar soluciones cercanas al óptimo de las diferentes instancias validadas. Se creó un escenario para la ciudad de Bucaramanga donde se tomaron 72 albergues entre canchas, parques y colegios, un centro de distribución y 15 vehículos para el respectivo ruteo.

*Proyecto de grado

**Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Ingeniería Industrial. Director: PhD. Henry Lamos Díaz, Codirectora: Ing. Karin J. Aguilar Imitola

ABSTRACT

TITLE: “AN EVOLUTIONARY ALGORITHM TO THE PROBLEM OF RESOURCE ALLOCATION POST-DISASTER SEISMIC IN THE CITY OF BUCARAMANGA”*

AUTHORS:

BARRERA NAVARRO, Andrés Ricardo
HERNANDEZ GOMEZ, Angie Paola**

KEYWORDS:

Routing Trained Vehicles, Algorithm of Artificial Bee Colony, Humanitarian Resources.

DESCRIPTION

In the current research project, the routing problem of trained vehicles (CVRP) is approached to carry out the distribution of resources in the event of a seismic disaster in the city of Bucaramanga. Principal objective of CVRP is finding a set of optimal routes for delivering, to meet the demand of customers having a certain number of vehicles with homogeneous capacity. From optimization perspective, CVRP is a combinatorial optimization problem cataloged NP-Hard type due to their computational complexity. In the literature there are several exact, heuristics and metaheuristics methods to solve the problem, one metaheuristic solutions that implemented in this research throwing approximate within a reasonable computational time. An algorithm an artificial bee colony is proposed to minimize the total distance, enhanced by the operator of neighborhood (Swap Mutation) and an operator of asexual crossing.

The algorithm was validated in 10 benchmarking instances proposed by Augerat et al, Christofides and Elion through the programming language Go. The results show that the algorithm proposed artificial bee colony is efficient to find near-optimal solutions of different validated instances. A created scenario for the city of Bucaramanga where 72 shelters between courts, parks and schools, a distribution center and 15 vehicles for the respective routing.

*Degree Project

** Faculty of Physics Mechanics Engineering. School of Industrial and Business Studies. Industrial Engineering. Director: PhD. Henry Lamos Díaz, Codirectora: Ing. Karin J. Aguilar Imitola

INTRODUCCIÓN

Los desastres naturales como los terremotos, tsunamis, inundaciones y deslizamientos son fenómenos impredecibles de la naturaleza que generan daños parciales o totales en las zonas en que ocurren. Un sismo se presenta cuando se produce un rompimiento repentino de la corteza terrestre, como consecuencia de esto, se producen vibraciones que se propagan en todas la direcciones y que se perciben como una sacudida o balanceo con duraciones e intensidad variables. Dentro de los desastres más devastadores de los últimos años se encuentran: el terremoto de Haití y el terremoto de Chile en 2010, y el más reciente terremoto ocurrido en Nepal en 2015 con un número de víctimas superiores a 7000.

Entre los desastres naturales a los que está expuesto el territorio de Colombia resaltan los sismos, debido a que el país, hace parte del cinturón de fuego del Pacífico, y que aquí confluyen las placas Nazca y Suramericana. Una de las zonas que presenta mayor actividad sísmica en el país es Bucaramanga debido a su proximidad con el denominado “nido sísmico de Bucaramanga” con un promedio de 85 Micro-sismos diarios catalogado así como el primero en actividad permanente en todo el mundo⁵.

La constante búsqueda por reducir el impacto negativo ocasionado por los sismos ha llevado a las organizaciones y entes gubernamentales a mejorar la eficiencia en las etapas de prevención, respuesta y reconstrucción, por medio del uso de herramientas de optimización y desarrollo de metodologías que faciliten la toma de

⁵ ALMEYDA, Wilson. Evaluación del riesgo sísmico a partir del estudio de microzonificación sísmica de Bucaramanga.

decisiones y minimicen el tiempo de respuesta⁶, debido a que actualmente no se cuenta con rutas de distribución definidas para abastecer albergues y centros de atención. De esta forma, es relevante el problema de ruteo de vehículos para la distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.

En este trabajo se propone la creación de un algoritmo de colonia de abejas con componente evolutivo que permita una adecuada programación y ruteo de vehículos para llevar a cabo la distribución de recursos, minimizando el tiempo de respuesta en situaciones post-desastres sísmicos.

Cumplimiento de objetivos.	
Objetivos específicos	Numerales relacionados
Revisar en la literatura los enfoques evolutivos usados para la solución del problema de distribución de recursos post-desastres.	2.0.
Diseñar la red de transporte para el problema de distribución de recursos en la fase de post-desastres sísmicos para Bucaramanga.	4.0
Construir un algoritmo evolutivo para la solución del problema de distribución de recursos post-desastres sísmico.	6.0 y 7.0 Anexo A
Validar e implementar el algoritmo evolutivo diseñado por medio de herramientas informáticas.	8.0 Y 9.0 Anexo B

⁶ FREEMAN, Paul; MARTIN, Leslie y PFLUG, George. Sistemas nacionales para la gestión de riesgo de desastre. En: Banco Interamericano de Desarrollo.

1. GENERALIDADES DEL PROYECTO

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Teniendo en cuenta las condiciones geográficas, geodinámicas y climáticas del medio tropical; Colombia enfrenta amenazas como terremotos, deslizamientos e inundaciones. Estudios realizados para determinar los niveles de amenaza sísmica en las diferentes regiones de Colombia, muestra que el 86% de la población se encuentran bajo un nivel de amenaza sísmica media y alta⁷. Sin embargo, el riesgo no sólo depende del grado de amenaza sísmica, sino también del grado de vulnerabilidad en cada una de las zonas del país.

Bucaramanga, capital del departamento de Santander se encuentra ubicada a tan solo 50 km del “nido sísmico” siendo catalogado como una de las zonas de mayor actividad sísmica en el mundo⁸. Estudios geológicos que analizan el movimiento de las placas tectónicas que confluyen en la ciudad de Bucaramanga, reconocen que la ciudad se encuentra vulnerable ante un fuerte sismo, debido a las condiciones predominantes en la región, lo que hace que el riesgo este siempre latente para su población e infraestructura.

Por lo tanto, es importante una adecuada gestión e implementación de la cadena de suministros de recursos humanitarios, esta puede describirse como una red de personal voluntario y especializado que interactúa con un conjunto de bienes y

⁷ CAMPOS, c Y VALENTE, L. Molecular evolution of zebrafish dnmt3 genes and thermal plasticity of their expression during embryonic development. 2012.

⁸ Plan Municipal de Gestión de Riesgo de Desastre. Bucaramanga. 2013. Pág. 10.

servicios, con el propósito de satisfacer la demanda de la población afectada por la catástrofe. El carácter impredecible de la ocurrencia y magnitud de los eventos sísmicos, hacen necesario el desarrollo de planes que permitan mitigar los daños y aumentar la resiliencia de la población.

En primera instancia es el gobierno el responsable de coordinar y permitir el suministro de ayudas humanitarias, sin embargo también es labor propia de los organismos de ayuda humanitaria prestar sus servicios en estas situaciones. Otra labor importante del gobierno es la definición de planes de desarrollo urbano que consideren planes de acción para situaciones de emergencia, en el caso de Bucaramanga el ente gubernamental adoptó la política pública de gestión del riesgo⁹, donde se estiman como instrumentos de planificación, la construcción del plan municipal de gestión del riesgo y la elaboración de la estrategia para la respuesta a emergencias.

Lo anterior, sustenta la importancia de la investigación que se realizará para lograr definir las rutas de distribución de ayudas humanitarias desde el centro de distribución localizado en el barrio Gaitán que pertenece a la comuna cuatro occidental de la ciudad de Bucaramanga, tomando como base el problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP) que tiene como objetivo minimizar la distancia total recorrida. El CVRP es un problema complejo de optimización combinatoria, que pertenece a la categoría NP-Hard. Los métodos de solución del CVRP usan diferentes tipos de heurísticas y metaheurísticas dentro de las cuales se encuentran los algoritmos evolutivos y los algoritmos de enjambre. La revisión de la literatura permite establecer algoritmos que han arrojado soluciones factibles para resolver problemas de ruteo de grandes magnitudes, en un tiempo

⁹ Estrategia para la respuesta a emergencias, Bucaramanga 2012.

computacional relativamente bajo respecto al tiempo en que incurren los métodos exactos, garantizando así una gestión post-desastre más controlada y coordinada con tiempos adecuados para la toma de decisión ante el impacto del sismo.

1.2. JUSTIFICACION DEL PROYECTO.

Con el paso de tres fallas sísmicas que se distribuyen a lo largo del territorio, originadas en las placas tectónicas Nazca, Caribe y Continental y su cercanía al nido sísmico de mayor actividad en el mundo, Bucaramanga se encuentra en zona de alto riesgo sísmico, con antecedentes geológicos que permiten hacer un estimativo cercano a magnitudes entre 6.7 y 7.1 en la escala de Richter¹⁰, junto con la necesidad de vivienda económica que obliga a algunos de sus pobladores a edificar en zonas de amplificación sísmica como corona de taludes y laderas, así mismo, el manejo inadecuado del problema sísmico en los proyectos de construcción, conllevan a la presencia de viviendas y edificaciones sin refuerzos sismo-resistente, causando un aumento en el número de víctimas y pérdidas económicas¹¹.

El Plan de Ordenamiento Territorial Bucaramanga 2013-2027 así como el Plan Municipal de la Gestión del Riesgo de Desastres PMGRD (Versión 2013) reconocen que la ciudad se encuentra vulnerable ante un fuerte sismo, debido a las condiciones predominantes en la región, lo que hace que el riesgo este siempre latente para la vida humana y la infraestructura. Las acciones para la respuesta y

¹⁰ CLOPAD. Caracterización general del escenario del riesgo por sismo en Bucaramanga. 2011. P. 15—24.

¹¹ MALDONADO, Esperanza y CHIO, Gustavo. Identificación de las zonas sísmicamente más vulnerables en la ciudad de Bucaramanga. En: UIS Ingenierías. 2005. vol. 4, no. 2, p. 99—116).

recuperación ante amenaza sísmica, exponen la necesidad de definir rutas de acceso de recursos que atiendan la emergencia con el fin de disminuir el impacto de la misma.

Para el grupo ópalo (Grupo de optimización y organización de sistemas productivos, administrativos y logísticos) de la Escuela de Estudios Industriales y Empresariales de la UIS es importante desarrollar conocimiento en nuevas líneas de investigación que agreguen valor en el desarrollo de actividades académicas con importancia relevante para la sociedad en general.

Este trabajo busca fortalecer el desarrollo de una nueva línea de investigación para el Grupo, la optimización de sistemas logísticos de emergencia, desde el problema de ruteo que tiene como fin determinar una solución factible al problema de distribución de recursos humanitarios. El producto final de este trabajo de investigación se validará e implementará en el lenguaje de programación Go, el cual permitirá definir las rutas de distribución con un tiempo de respuesta más corto, con el propósito de mitigar el sufrimiento de la población afectada en una situación post-desastre sísmico. Además, el estudio se convierte en referencia para los interesados en seguir profundizando en el aspecto logístico de distribución humanitaria, ya que es un problema que responde a una necesidad real en la ciudad de Bucaramanga.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo general.

Elaborar un modelo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.

1.3.2. Objetivos específicos.

- Revisar en la literatura los enfoques evolutivos usados para la solución del problema de distribución de recursos post-desastres.
- Diseñar la red de transporte para el problema de distribución de recursos en la fase de post-desastres sísmicos para Bucaramanga.
- Construir un algoritmo evolutivo para la solución del problema de distribución de recursos post-desastres sísmico.
- Validar e implementar el algoritmo evolutivo diseñado por medio de herramientas informáticas.

1.4. METODOLOGIA

Este trabajo de investigación se fundamenta en el algoritmo de colonia artificial de abejas modificado mediante la implementación de operadores propios de los algoritmos evolutivos con el fin de aumentar la capacidad de exploración, cuyo objetivo es minimizar la distancia total recorrida por una flota de vehículos de capacidad homogénea que trasladan los bienes de ayuda humanitaria, desde un centro de distribución ya establecido estratégicamente en el barrio Gaitán por el comité de atención de desastres de la ciudad de Bucaramanga, hasta los nodos de demanda que se van a establecer en el estudio demanda; es así que a través de la minimización de la distancia, indirectamente se busca reducir el tiempo de

respuesta, criterio que según Schilling, op.cit¹², es el más relevante en los casos de ayuda humanitaria.

Para la ejecución de este proyecto se llevarán a cabo las siguientes etapas:

1) Revisión de la literatura: Seleccionar la bibliografía disponible sobre los algoritmos con enfoque evolutivo en problemas de distribución de recursos a partir de bases de datos que contienen temas multidisciplinarios como Web of science, Elsevier, Science direct, Scopus entre otras, y su evolución a través de la investigación realizada por diversos autores. Posteriormente se recopilara la información en un documento que proporciona las bases teóricas para abordar el problema de distribución de recursos.

2) Diseño de la red de transporte para la distribución de recursos: Una vez definido el problema, se lleva a cabo la segunda etapa en la cual se establecen los insumos necesarios para el desarrollo de la red de transporte, para lo cual se realizan las siguientes actividades:

2.1. Inventario del equipamiento: Se realizará un análisis del equipamiento que se tiene actualmente para la distribución de recursos en caso de que ocurra un evento sísmico. Se debe conocer la cantidad de equipos disponibles, descripción y capacidad de los mismos, además de otros factores que se consideren pertinentes.

¹² SCHILLING, D y BARKHI, L. A review of covering problem in facility location. En: Locations Science. 1993. Vol.1, no. 1, pag. 25—55.

2.2. Análisis de mapas: Se emplea el uso de mapas del territorio objeto de estudio, para la representación del origen (centro de abastecimiento) y destino final (albergues) por medio de la herramienta de georreferenciación (google maps).

2.3. Descripción de la ruta: Se deben trazar las rutas correspondientes teniendo en cuenta el procedimiento más adecuado para hallar la distancia entre los nodos, la secuencia del recorrido y las vías establecidas en caso de emergencia.

2.4. Estudio de demanda: Establecer las necesidades de los clientes en cada uno de los nodos, para cuantificar la demanda real de distribución de los recursos disponibles en el centro de abastecimiento.

3) Formulación del modelo matemático: Para realizar la formulación del problema se deben ejecutar las siguientes actividades:

- Comprensión de las bases y fundamentos teóricos del problema de ruteo identificando parámetros, variables y restricciones, así como establecer el objetivo matemático.
- Determinar los criterios que deben cumplir las rutas que serán seleccionadas para llevar a cabo la distribución de los recursos.
- Construir el modelo matemático del CVRP para las rutas de distribución de recursos post-desastre sísmico.

- 4) **Construcción del algoritmo:** Para programar el algoritmo artificial de colonia de abejas modificado mediante el lenguaje de programación Go, se deberá conocer inicialmente las bases y el funcionamiento del lenguaje de programación compilado orientado a objetos, posteriormente se desarrollará el código teniendo en cuenta la estructura del algoritmo.

- 5) **Validar el algoritmo:** Ejecutar el programa y determinar si genera resultados válidos de acuerdo a instancias asociadas al problema del CVRP, De acuerdo a los resultados de la prueba, el modelo es mejorado de ser necesario.

- 6) **Implementación del algoritmo:** Implementar el algoritmo de colonia artificial de abejas para amenazas sísmicas en la ciudad de Bucaramanga, con el fin de establecer las rutas de distribución de recursos post desastres sísmicos.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.

Los desastres naturales tales como los sismos, inundaciones, tsunamis, deslizamientos y las erosiones de tierra están asociados al sufrimiento de la población, cabe aclarar que en la mayoría de los casos las poblaciones afectadas por los desastres naturales son poblaciones que habitan en asentamientos informales, dichos asentamientos hacen referencia a un crecimiento demográfico descontrolado, motivo por el cual no es posible conocer con certeza y en tiempo real las necesidades de los damnificados¹³. El gobierno es el ente directamente responsable de la distribución y control de los recursos a entregar a los damnificados, además de la oportuna respuesta del ejército, defensa civil y el proceder de los organismos de socorro nacional e internacional¹⁴.

En estos tipos de desastres se identifican tres grandes etapas: pre-desastre, de respuesta y post-desastre. Cada una de éstas enmarca una serie de operaciones; la etapa pre-desastre aborda las operaciones de preparación, evaluación del riesgo, prevención y mitigación siendo esta última el diseño de la red logística que permite una eficiente operación en términos de reducción del impacto del desastre. La respuesta al desastre trata las actividades ocurridas inmediatamente después del fenómeno natural como lo son la evacuación y la evaluación de daños y pérdidas. La etapa post-desastre enmarca dos operaciones: la rehabilitación y reconstrucción, las operaciones de rehabilitación tienen como propósito restablecer los servicios básicos; por su parte las operaciones de reconstrucción buscan la reactivación de

¹³ McCLEAN, Denis. World disasters report. En: International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies. 2010.

¹⁴ KUNZ, Nathan y REINER, Gerald. A meta-analysis of humanitarian logistics research. En: Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management. 2012. Vol. 2, p. 116-174.

la población y de la zona¹⁵. La implementación y ejecución de las operaciones anteriormente nombradas permiten que la población tenga un mayor grado de resiliencia, facilitando así reducir el impacto generado por el evento.

La cadena de suministro en una situación post-desastre se diferencia respecto a la cadena de suministro comercial, al considerar algunas limitantes como la carencia de información y los problemas de asequibilidad en la zona¹⁶; lo anterior, hace indispensable que en la gestión de esta situación sea necesario diseñar una red que permita el flujo de materiales, dinero e información.

En la figura 1 se presenta la caracterización de los flujos requeridos en una situación de emergencia.

La distribución de recursos consiste en garantizar el flujo óptimo de bienes y servicios con el fin de reducir la vulnerabilidad frente al clima, la inseguridad, lesiones físicas y enfermedades a las cuales están expuestos los damnificados¹⁷. Dicha operación resulta compleja, debido a que no es posible conocer con certeza y en tiempo real las necesidades de los damnificados y elementos vitales dentro de la emergencia.

Las rutas y las características de los vehículos se determinan de acuerdo al tipo de bien y servicio que se desea transportar, por lo cual en situación de desastre

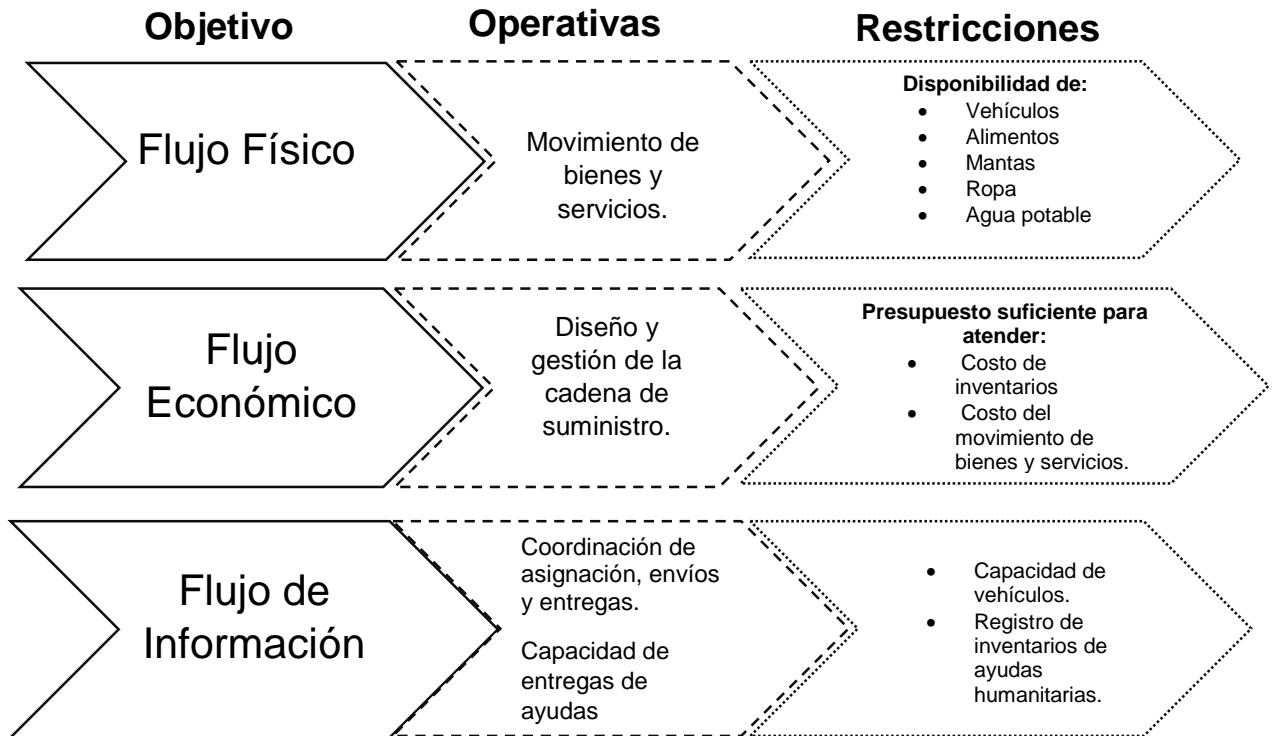
¹⁵ CAUNHYE, Aakil; NIE, Xiaofeng y POKHAREL, Shaligram. Optimization models in emergency logistics: A literature review. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p. 4-13.

¹⁶ HOLGUIN, Jose; JALLER, Miguel; WASSENHOVE, Luk; PEREZ, Noel y WACHTENDORF, Tricia. On the unique features of post-disaster humanitarian logistics. En: Journal of Operations Management. 2012. vol. 30, p. 949--506.

¹⁷ TANIGUCHI, Eichii; FERREIRA, Federico; JALLER, Miguel y THOMPSON, Russell. The Tohoku Disasters: Preliminary findings concerning the post disaster humanitarian logistics response. En: Annual Meeting of the Transportation Research Board. 2012.

analizar estas dos variables de manera conjunta resulta ser una opción de solución para el problema de distribución de recursos¹⁸.

Figura 1. Flujos presentes en la cadena de suministros en situación de desastres naturales.



Fuente: REYES, Lorena. Localización de instalaciones y ruteo de personal especializado en logística humanitaria post-desastre. Caso inundaciones. En: Universidad de la Sabana, Chía. 2015.

El desempeño y eficiencia con la que son atendidos los damnificados no solo depende de la capacidad de los vehículos y la longitud de las rutas, también de otros factores como lo es la incertidumbre de las vías¹⁹. De acuerdo a los autores

¹⁸ HAMED, Masoud; HAGHANI, Ali y YANG, Saini. Reliable transportation of humanitarian supplies in disaster response: Model and heuristic. En: Research Scientist. 2012. vol. 54, p. 1205—1219.

¹⁹ BARBAROSOGLU, G y ARDA, Y. A two-stage stochastic programming framework for transportation in disaster response. En: The Journal of the Operational Research Society. 2004. vol. 55, no. 1, p. 43—53.

Campbell et al. y Ozdamar et al., se pueden tener vehículos con capacidades heterogéneas u homogéneas²⁰.

En las situaciones de desastre sísmico el tipo de recursos a distribuir es independiente a la demanda²¹; es decir, algunos de los recursos demandados probablemente no se suplan debido a que la oferta de suministros de ayuda humanitaria no se define por la demanda de éstos, sino por las donaciones hechas por entes nacionales y países externos. Algunos de los recursos demandados se suministran una única vez a la población afectada, sin embargo existen otros que se suministran con determinada frecuencia como son los medicamentos, alimentos, agua potable, elementos para la reconstrucción de la zona y elementos de protección personal, entre otros²². La complejidad del modelo de asignación aumenta a medida que aumentan los puntos de demanda y los tipos de suministros; por lo cual, algunos autores para simplificar el modelo reducen la variedad de tipos de suministros a kits por familia, dicha simplicidad es usada por la Cruz Roja, el fondo nacional de gestión de riesgos de desastres y el gobierno en general.

La búsqueda de soluciones al problema de ruteo de vehículos (VRP por su siglas en inglés), el cual se refiere a la determinación de las rutas óptimas utilizadas por una flota de vehículos, basado en uno o más depósitos, para servir a un conjunto de clientes, juega un papel fundamental en la gestión logística²³; por esta razón, se han realizado estudios y propuestas que buscan resolver este problema. Dantzig y

²⁰ CAMPBELL, M y VANDENBUSSCHE, D. Routing for relief efforts. En: *Transportations science*. 2008. Vol. 42, no. 2, pag. 1127—145.

²¹ NAJAFI, Mehdi; ESHGHI, Kouros y DULLAERT, Wout. A multi-objective robust optimization model for logistics planning in the earthquake response phase. En: *Transportation Research Part E*. 2013. vol. 49, no. 1, p. 217—249.

²² TZENG, Gwo-hshiung; CHENG, Hsing-Jung y HUANG, Tsung. Multi-objective optimal planning for designing relief delivery systems. En: *Transportation Research Part E*. 2007. vol. 43, p. 673—686.

²³ PANAPINUN, Kuladej y CHARNSETHIKUL, Peerayuth. *Vehicle and scheduling problems: A case study of food distribution in greater Bangkok*. 1981.

Ramser²⁴ (1959), formulan un problema de aplicación para la distribución de combustible, algunos de los objetivos más comunes del problema son la minimización de la distancia total recorrida por los vehículos y la minimización del tiempo utilizado, con aplicaciones en el diseño de rutas de reparto de mercancía, de recolección de basura y de rutas de servicio, entre otros. Los modelos son solucionados con base a las teorías de programación lineal y entera mixta los cuales se desempeñan de manera óptima y eficiente en una cantidad reducida de centros de consumo, pero su eficiencia decrece conforme se aumenta el número de centros, debido a que el problema de ruteo de vehículos es un problema de tipo NP-Hard, por lo que su espacio de solución aumenta exponencialmente, conforme aumenta el número de entradas en el problema²⁵.

Dentro de los modelos existentes para solucionar el VRP se encuentran el algoritmo heurístico de ahorro propuesto por Clark y Wright²⁶ (1964), donde se evalúa la disminución del costo obtenido de la fusión de dos rutas. Desde la formulación de ese modelo, el problema de distribución ha sido ampliamente investigado, proponiendo métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos que integran cada vez más características reales de los problemas. Para Garey y Johnson²⁷ (1979), algunos de los algoritmos utilizados en la literatura para resolver estos problemas son: Recocido Simulado (simulated annealing), Búsqueda Tabú (tabú search) Jaramillo²⁸ (2012), Colonias de Hormigas (ant colony) Bin, et al. (2009), Colonia de

²⁴ DANTZIG, G y RAMSER, J. The truck dispatching problem. En: Management Science. 1959. Vol.6, no. 1, pag. 80—91.

²⁵ LENSTRA, J y RINNOOY, Kan. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. En: Operation Research. 1979.

²⁶ CLARKE, G y WRIGTH, J. Scheduling of vehicle from a central depot to a number of delivery points. En: Operations Research. 1964. Vol. 12, no. 4, p. 568—581.

²⁷ GAREY, M y JOHNSON, D. Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness. New York. 1979.

²⁸ JARAMILLO, J. The single green vehicle routing problem. 2010.

abejas (bees colony) Karaboga²⁹ (2005) y Algoritmos Genéticos (genetic algorithms) Baker y Ayechev³⁰ (2003).

A continuación, se presenta una recopilación de las investigaciones relacionadas con la distribución de recursos para conocer las contribuciones previas y actuales tomadas como referencia para la ejecución del tema propuesto.

Özdamar et al³¹. Desarrollan un algoritmo de relajación lagrangiana iterativo y una heurística para resolver el problema de distribuir múltiples mercancías desde una serie de centros de abastecimiento a centros de distribución cerca de las zonas afectadas, para lo cual formulan un modelo de flujo de red múlti-producto y múlti-período determinando la recolección y los plazos de entrega de los vehículos, así como las cantidades de cargas entregadas en estas rutas, con el objetivo de minimizar la cantidad de demanda insatisfecha en el tiempo. El algoritmo propuesto está probado en casos de ensayos pequeños, así como en un escenario realista basado en el terremoto que tuvo lugar en 1999 en Izmit (Turquía), donde se muestra que este puede hacer frente a desastres naturales de tamaños similares dentro de un tiempo de cálculo razonable.

Barbarosoglu G, Arda Y³². Centraron su investigación en la planificación táctica y operativa de los helicópteros en operaciones de alivio de desastres. Ellos

²⁹ KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. En: Technical Report-TR006, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department. 2005.

³⁰ BAKER, B y AYECHW, M. A genetic algorithm for the vehicle routing problem. En: Computers and Operational Research. 2003. Vol.30, pag. 787—800.

³¹ ÖZDAMAR, Linet; EKINCI, Ediz y KÜCÜKIYAZICI, Beste. Emergency Logistics Planning in Natural Disasters. En: Annals of Operations Research. 2004. P. 217—245.

³² CEVIK, Ahmet; BARBAROSOGLU, Gülay ÖZDAMAR, Linet. An interactive approach for hierarchical analysis of helicopter logistics in disaster relief operations. En: European Journal of Operational Research. 2002. vol. 140, p. 118—133.

descomponen el problema jerárquicamente en dos sub-problemas donde las decisiones tácticas implican el número de flotas y pilotos para cada helicóptero; y las decisiones operativas implican el estado de las rutas, horarios de trasbordos y abastecimiento de combustibles. Para la solución del problema los autores formulan modelos de programación entera mixta (MIP) y los resuelven utilizando una heurística de coordinación iterativa.

Yuan Y, Wang D³³. Desarrollan un algoritmo Dijkstra y un algoritmo de optimización de colonias de hormigas (ACO) para la solución del ruteo de vehículos en la gestión logística de emergencias con el objetivo de minimizar el tiempo total de viaje considerando como factor principal la velocidad de desplazamiento en cada arco y aumentando la complejidad del problema a medida que estos aumentan. El algoritmo de Dijkstra fue implementado para resolver el modelo de selección de la ruta más corta y el algoritmo de optimización para la selección de rutas multi-objetivo. Los resultados de esta simulación muestran la eficacia y efectividad de la solución de estos problemas por medio de algoritmos

Knott, R³⁴. Considera la entrega de alimentos de un centro de distribución a una serie de campos de refugiados, suponiendo un único modo de transporte que hace entregas directas a los campamentos. El autor desarrolla un modelo de programación lineal (LP) para determinar el número de viajes a cada campamento necesarios para satisfacer la demanda y reducir al mínimo el costo de transporte o maximizar la cantidad de alimento entregado.

³³ YUAN, Yuan y WANG, Dingwei. Path selection model and algorithm for emergency logistics management. En: *Computers & Industrial Engineering*. 2009. vol. 56, no. 3, p. 1081—1094.

³⁴ KNOTT, R. Vehicle Scheduling for Emergency Relief Management: A Knowledge-Based Approach. En: *Operational Research*. vol. 12, no. 4, p. 286—293.

Haghani y Oh³⁵. Determinan el enrutamiento para múltiples modos de transporte que llevan diversos productos desde los puntos de suministro en una operación de socorro. Los autores asumen que las cantidades de los productos básicos son conocidas y formulan un problema de flujo red multimodal con ventanas de tiempo desarrollado mediante dos algoritmos heurísticos de solución con el objetivo de minimizar los costos totales de transporte. El primer método de solución es una heurística que explota una estructura de red inherente al problema con un conjunto de restricciones laterales, y el segundo emplea un proceso de solución a la fuga iterativa; estos modelos son presentados utilizando datos que se generaron de manera artificial, concluyendo que el algoritmo de fuga interactiva generó mejores resultados en términos de precisión y tiempos de ejecución.

Shen, Dessouky y Ordoñez³⁶. Estudiaron el problema de enrutamiento en respuesta a las emergencias de gran escala, dividiéndolo en dos etapas, planificación y operación. En la etapa de planificación el objetivo es generar las rutas correctas con antelación a cualquier emergencia mediante una búsqueda tabú, mientras que la fase operativa se realiza mediante una búsqueda de aproximación donde se decide la cantidad de recursos a entregar con las vías ya previstas.

Rottkemper et al³⁷. Propone un modelo de programación entera mixta bi-objetivo para reubicación integrada y planificación de la distribución de artículos de socorro a las regiones afectadas por los desastres naturales, el modelo tiene como objetivo

³⁵ HAGHANI, Ali y OH, Sei-Chang. Formulation and solution of a Multi-Commodity, Multi-Modal network flow model for disaster relief operations. En: Elsevier science Ltd. 1996. vol. 30, no. 3, p.231—250.

³⁶ SHEN, Zhihong; DESSOUKY, Maged y ORDOÑEZ Fernando. The Stochastic Vehicle Routing Problem for Large-scale Emergencies. 2007.

³⁷ROTTKEMPER, Beate; FISCHER, Kathrin y BLECKEN, Alexander. A transshipment model for distribution and inventory relocation under uncertainty in humanitarian operations. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p. 98—109.

minimizar la demanda insatisfecha y la minimización de los costos operativos. Para la solución de este problema se desarrolla un modelo de reubicación de inventarios bajo la incertidumbre de demanda, evaluado en un caso de epidemia de malaria en Burundi (África), obteniendo un resultado satisfactorio en la planificación de distribución y reubicación del medicamento.

Vitoriano et al³⁸. Se centran en el problema de distribución de ayuda de emergencia en casos de desastres mediante un modelo de optimización multi-criterio enfocado en el costo, tiempo, equidad y seguridad. El problema consiste en el diseño de rutas para los vehículos entre los nodos que tienen una cantidad disponible de bienes hasta los sitios de demanda. Este modelo fue desarrollado mediante programación entera mixta y se aplicó a un caso de estudio basado en el terremoto de Haití en el año 2010 donde se ilustra el comportamiento y se analizan los resultados obtenidos.

Angelis et al³⁹. Desarrollan y resuelven un modelo de programación entera llamado modelo de enrutamiento de vehículo de carga plena con depósito variable (VRVDFL), con el cual se formula el problema de entregas de ayuda humanitaria de emergencia por vía aérea para el programa mundial de alimentos en Angola (PMA) para el año 2001. El problema se centra en la optimización del enrutamiento y la programación de las aeronaves con el objetivo de maximizar la demanda total satisfecha.

³⁸ VITORIANO, Begoña; ORTUÑO, María F. y TIRADO, Gregorio. A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. 2011. vol. 51, p. 189—208.

³⁹ ANGELIS, Vanda De; MECOLI, Mariagrazia; NIKOI, Chris y STORCHI, Giovanni. Multiperiod integrated routing and scheduling of World Food Programme cargo planes in Angola. En: Computers & Operations Research. 2007. vol. 34, p. 1601—1615.

Berkoune et al⁴⁰. Proponen un modelo matemático para el problema de transporte en operaciones de respuesta a desastres (TP-DRO), mediante tres enfoques de solución; el primer enfoque utiliza el método de Branch and Bound, el segundo enfoque utiliza una heurística y el tercero tiene en cuenta un algoritmo genético. El problema TP-DRO es desarrollado dado un conjunto de n vehículos con múltiples productos y múltiples almacenes, con el objetivo de reducir al mínimo la duración total de todos los viajes. El resultado de los tres enfoques muestra el alto rendimiento del algoritmo genético arrojando la solución más cercana al óptimo.

Nolz et al⁴¹. Proponen una meta-heurística multi-criterio para planificar la distribución del agua potable en una situación post-desastre considerando una flota de vehículos heterogénea, con el objetivo de disminuir la demanda insatisfecha en la población afectada. Para la solución del problema se desarrolla un método híbrido basado en el algoritmo genético no dominado (NSGA-II) incluyendo la búsqueda de las vecindades variables y la vinculación de caminos, el cual es probado con datos reales de la provincia de Manabí (Ecuador) obteniendo resultados óptimos en un tiempo computacional razonable.

Jin y Eksioglu⁴². Presentan un modelo de programación lineal y un algoritmo de actualización de parámetros para determinar las rutas alternativas después de un desastre, con el objetivo de minimizar el retraso de los vehículos. El modelo y el algoritmo se prueban utilizando un escenario de desastre simulado, arrojando

⁴⁰ BERKOUNE, Djamel; RENAUD, Jacques; REKIK, Monia y RUIZ, Angel. Transportation in disaster response operations. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p.23—32.

⁴¹ NOLZ, Pamela; DOERNER, Karl F. HARTL Richard. A Bi-objective Metaheuristic for Disaster Relief Operation Planning. En: Nature Inspired Computing. 2010. P. 167—187.

⁴² JIN, Mingzhou y EKSIOGLU, Burak. Optimal routing of vehicles with communication capabilities in disasters. En: Computing Management Science. 2010. Vol. 7, p. 121—137.

resultados que indican que el algoritmo propuesto mejora las medidas de rendimiento del sistema, tales como la movilidad y velocidad media.

Talarico y Meisel⁴³. Consideran el problema de enrutamiento de ambulancias en un escenario de respuesta a desastres enfocados a minimizar el tiempo de servicio, para lo cual proponen una meta-heurística de búsqueda en la vecindad, mostrando soluciones de alta calidad en un tiempo de respuesta corto, ayudando así a todos los pacientes lo más rápido posible.

Berger y Barkaoui⁴⁴. Abordan el problema de ruteo de vehículos capacitados mediante un algoritmo genético híbrido (HGA-VRP), evolucionando simultáneamente dos poblaciones de soluciones para reducir la distancia mínima recorrida utilizando diversos operadores genéticos, que combinan las variaciones de enrutamiento y estrategias de búsqueda con el fin de equilibrar la intensificación y diversificación del problema.

Prins, Christian⁴⁵. Desarrollan el problema de ruteo de vehículos mediante la implementación de un algoritmo genético híbrido sin delimitadores de rutas y potencializado con operadores de búsqueda local, utilizando el operador OX para la recombinación. Se obtienen resultados eficaces en tiempos de respuesta cortos, siendo estos aplicados a dos series de casos de referencia estándar que van desde 50 hasta 483 clientes.

⁴³ TALARICO, Luca; MEISEL, Frank y SÖRENSEN, Kenneth. Ambulance routing for disaster response with patient groups. En: Computers and Operation Research. 2015. vol. 56, p. 120—133.

⁴⁴ BERGER, Jean y BARKAOUI, Mohamed. A hybrid genetic algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: Genetic and Evolutionary Computation. 2003. vol. 1, p. 646—656.

⁴⁵ PRINS, Christian. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. En: Computers and Operations Research. 2004. vol. 31, p. 1985—2022.

Chen, Yang y Wu⁴⁶. Dan solución al problema de ruteo de vehículos capacitados por medio de un algoritmo híbrido, mediante la optimización por enjambre de partículas discretas (DPSO) que combina la búsqueda global y la búsqueda local para obtener los mejores resultados y el recocido simulado (SA) con ciertas probabilidades evitando ser atrapado en un óptimo local.

Daza y Montoya⁴⁷. Proponen un algoritmo metaheurístico para la solución al problema de ruteo de vehículos capacitados. La metaheurística consta de dos fases: diseño de ruta, compuesta por procedimientos heurísticos y metaheurísticos donde se construye una solución inicial que es mejorada mediante la búsqueda tabú; y planificación de la flota (scheduling), que aborda el problema partiendo de una analogía con el problema de programación de máquinas paralelas idénticas.

Venkatesan, Logendran y Chandramohan⁴⁸. Presentan técnicas de solución para el problema de ruteo de vehículos capacitados usando las heurísticas de Clark and Wright y Sweep para formar los cluster, y posteriormente resuelven cada TSP a través de la optimización de partículas de enjambre (PSO). El modelo propuesto permite establecer una ruta para servir a todos los clientes minimizando la distancia total recorrida.

⁴⁶ CHEN, Ai-Ling; YANG, Gen-Ke y WU, Zhi-ming. Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem. En: Journal of Zhejiang University Science. 2006. vol. 7, no. 4, p. 607—614.

⁴⁷ DAZA, Julio y MONTOYA, Jairo. Resolución del problema de enrutamiento de vehículos con limitaciones de capacidad utilizando un procedimiento metaheurísticos de dos fases. En: Revista EIA. 2009. no. 12, p. 23—38.

⁴⁸ VENKATESAN, S; LOGENDRAN, D y CHANDRAMOHAN, D. Optimization of capacitated vehicle routing problem using PSO. En: International Journal of Engineering Science and Technology. 2011. vol. 3, no. 10, p. 7469—7477.

Zseto, Wu y Ho.⁴⁹ Resuelven el problema de ruteo de vehículos capacitados mediante el algoritmo de colonia de abejas artificial (ABC), basada en el comportamiento de las abejas en búsqueda de alimentos. Se desarrolla una versión mejorada de la heurística ABC original para la solución al problema del CVRP, tomando como ejemplo 7 clientes a visitar con 3 vehículos disponibles construyendo una solución inicial aleatoria. El modelo propuesto permite obtener mejores soluciones aplicando diferentes operadores de barrido, determinados por pruebas experimentales.

Bhagade y Puranik⁵⁰. Dan solución al problema del agente viajero mediante el algoritmo de optimización de colonia de abejas, evaluando la eficacia de las simulaciones mediante parámetros como la longitud del recorrido y el tiempo de viaje. El VRP se optimiza mediante el método del vecino más cercano, enfocados a encontrar el camino más corto en el menor tiempo posible. Las salidas de simulación muestran que la distancia óptima conseguida por el algoritmo ABC es más pequeña, debido a que el algoritmo de colonia de abeja artificial considera muy pocos parámetros de control a comparación con los otros algoritmos heurísticos.

Wong y Chong⁵¹. Proponen el algoritmo de optimización de colonia de abejas para dar solución al problema del agente viajero. El modelo BCO se construye basados en algoritmos de inteligencia colectiva mostrado en el comportamiento de forrajeo de las abejas. Los resultados computacionales muestran que la integración del

⁴⁹ ZSETO, W; WU, Yongzhong y HO, Sin. An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: European Journal of Operational Research. 2011. Vol. 215, p. 126—135.

⁵⁰ BHAGADE, Ashita y PURANIK, Parag. Artificial bee colony algorithm for the vehicle routing optimization problem. En: International Journal of Soft Computing and Engineering. 2012. Vol. 2, p. 2231—2307.

⁵¹ WONG, Li-Pei y CHONG, Chin. Bee colony optimization with local search for traveling salesman problem. En: School of Computer Engineering.

algoritmo BCO con la heurística de búsqueda local 2-opt mejora el rendimiento significativamente.

Zhang, Lee y Choy⁵². Estudiaron el problema de ruteo de vehículos capacitados desde una perspectiva ambiental e introducen un nuevo modelo llamado problema ambiental de enrutamiento de vehículos (EVRP), con el objetivo de minimizar la influencia del medio ambiente mediante dos factores principales que son la carga y el tiempo de viaje. Para la solución al problema los autores desarrollaron un algoritmo híbrido de colonia de abejas artificial evaluado a través de la comparación con casos del CVRP. La transformación desde CVRP a EVRP puede ser reconocido a través de la diferenciación de sus correspondientes soluciones óptimas, lo que proporciona una visión práctica para la gestión de las operaciones en logística verde.

El problema de distribución de recursos post-desastres naturales se aborda en la literatura mediante métodos de programación lineal y algoritmos, evidenciando que se obtiene resultados más eficientes y en menor tiempo a partir de la implementación de algoritmos. Por esta razón, en esta investigación se desarrollará un algoritmo de colonia de abejas artificial, cuyo objetivo es minimizar la distancia total recorrida.

⁵² ZHANG, Shuzhu; LEE, C y CHOY, K. Design and development of a hybrid artificial bee colony algorithm for the environmental vehicle routing problem. En: Transportation Research part D. 2014. Vol. 31, p. 85—99.

3. MARCO TEORICO

3.1. AYUDA HUMANITARIA

La gestión de la cadena de suministro en situaciones de emergencia es una labor compleja, debido a la incertidumbre en la demanda, carencia de infraestructura y de canales de información. El principal problema consiste en que la gestión de la cadena de suministro en situaciones de emergencia es coordinada desde el mismo enfoque de la cadena de suministro comercial, aunque se puede decir que la logística humanitaria y la logística comercial tienen puntos en común donde hay una capacidad de suministros a enviar, una demanda que satisfacer y un flujo de información. La brecha que separa este tipo de cadenas de suministro es el objetivo, la estrategia de gestión y el costo de no satisfacer la demanda. En efecto, en el caso del sector comercial la insatisfacción de los clientes está relacionado con la disminución de utilidades, mientras que en la logística humanitaria está relacionada con el aumento de las tasas de mortalidad y morbilidad, lo cual tiene un alto costo social asociado. Un aspecto importante a resaltar en la logística comercial, es la infraestructura la cual está previamente definida, en el caso de la logística humanitaria no existe ningún tipo de infraestructura, además de un riesgo asociado a cada zona⁵³.

De acuerdo a R. Tomasini y L. Van Wassenhove⁵⁴ (2009), la cadena de suministro humanitaria tiene restricciones que son características propias de la situación post-

⁵³ TINGUARO, J; VITORIANO, Begoña y MONTERO, Javier. A general methodology for data-based rule building and its application to natural disaster management. En: Computers and Operations Research. 2012. vol. 39, p. 863—873.

⁵⁴ TOMASINI, Rolando y WASSENHOVE, Luk. From preparedness to partnerships: case study research on humanitarian logistic. En: International Transactions in Operational Research. 2009. vol. 16, p. 1—193.

desastre, por ejemplo, la falta de infraestructura para distribuir la ayuda humanitaria, disponibilidad limitada de recursos, e incertidumbre de la demanda relacionada a la asistencia médica y psicológica entre otras calamidades presentes en la situación post-desastre, además la priorización del suministro de un bien o un servicio a un grupo poblacional específico resulta ser una labor compleja por la incertidumbre del estado real de la población. Estos factores hacen que la cadena de suministro humanitaria sea ineficiente con respecto al costo social.

3.1.1. Asignación y distribución de ayuda humanitaria. Para la asignación óptima de recursos es necesario hacer una evaluación de daños y de vulnerabilidad de la población, con el propósito de identificar los bienes y servicios vitales para la mitigación del impacto del desastre. Esta operación debe ejecutarse teniendo en cuenta los principios de equidad, neutralidad e imparcialidad entre otros promulgados por los organismos de ayuda, ya que de esto depende el desempeño eficiente de la gestión post-desastre⁵⁵.

La asignación de recursos permite que la respuesta a la situación post-desastre sea eficaz debido a que permite la entrega del producto o servicio correcto en el lugar correcto. Para lograr que este proceso sea eficaz es necesario que los organismos locales e internacionales de ayuda humanitaria se alineen para duplicar los esfuerzos y mejorar la calidad servicios prestados; y que estas organizaciones operen de manera integrada, pues de esta manera la vulnerabilidad frente actos violentos o robos es nula. Para mayor control sobre los recursos destinados a la gestión de la situación post-desastre, el Comité Interagencial (foro único interinstitucional para la coordinación de ayuda humanitaria) definió clúster y líderes de clústeres, con el propósito de asignar a cada organismo especializado la

⁵⁵ JALLER, M; HOLGUIN, J y WACHTENDORF, T. Comparative performance of alternative Humanitarian logistic structures after the Port-au-Prince earthquake: ACEs, PIEs, and CANs. En: Transportation Research Part A: Policy and Practice. 2012. vol. 46, p. 1623—1640.

responsabilidad de suministrar ayuda humanitaria y coordinar las operaciones y los recursos destinados a la atención de la situación post-desastre⁵⁶.

La distribución de suministros de ayuda humanitaria, se realiza a partir de las decisiones operativas de la gestión post-desastre, ya que usualmente son decisiones que se toman en tiempo real como consecuencia de la variabilidad de la demanda. La operación de distribución de ayudas humanitarias se realiza una vez se haya determinado la ubicación de albergues y puntos de distribución, seguido de la asignación de recursos de acuerdo a la vulnerabilidad de la población a atender⁵⁷.

La entrega y asignación de recursos se prioriza de acuerdo a la evaluación de daños y es realizada por un equipo conformado por diferentes tipos de personal como médicos, geólogos e ingenieros entre otros. Este equipo es entrenado y alineado con el fin de evitar evaluaciones subjetivas de la situación post-desastre; los aspectos que se analizan son: impacto en la población y en la zona, condiciones de salud, recursos disponibles e infraestructura de servicios⁵⁸. De esta manera se identifican los daños en infraestructura y en las vías de acceso, con el objetivo de identificar las posibles vías de acceso terrestre y/o aéreo. Inicialmente ésta es la única fuente de información que permite dar inicio al despliegue de las operaciones de rescate, atención de heridos y establecimiento de refugios, entre otras operaciones vitales en la primera etapa del post-desastre. La operación de distribución de recursos puede ser obstaculizada por diferentes factores, un factor técnico es la falta de conectividad en la cadena de suministro por el mal estado de

⁵⁶ CORNEJO, C; VARGAS, F y ARAGON, L. Localización de almacenes y distribución de ayuda humanitaria para atención de damnificados en caso de desastre natural. En: *Innovation in Engineering, Technology and Education for Competitiveness and Prosperity*. 2013. p. 1—10.

⁵⁷ SONG, R; HE, S y ZHANG, L. Optimum Transit Operations during the Emergency Evacuations. En: *Journal of Transportation System Engineering and Information Technology*. 2009. vol. 9, p. 154—160.

⁵⁸ USAID/OFDA. Evaluación de Daños y Análisis de Necesidades. 2012.

las vías, o factores sociales, como el riesgo de acciones violentas para el robo de dichos recursos.

3.2. SISTEMAS DE INFORMACION GEOGRAFICA (SIG)

Un Sistema de Información Geográfica (SIG o GIS, en su acrónimo inglés (Geographic Information System)⁵⁹ es una integración organizada de hardware, software y datos geográficos diseñada para capturar, almacenar, manipular, analizar y desplegar en todas sus formas la información geográficamente referenciada con el fin de resolver problemas complejos de planificación y de gestión. El SIG funciona como una base de datos con información geográfica (datos alfanuméricos) que se encuentra asociada por un identificador común a los objetos gráficos de un mapa digital. De esta forma, señalando un objeto se conocen sus atributos e, inversamente, preguntando por un registro de la base de datos se puede saber su localización en la cartografía.

La razón fundamental para utilizar un SIG es la gestión de información espacial, el sistema permite separar la información en diferentes capas temáticas y las almacena independientemente, permitiendo trabajar con ellas de manera rápida y sencilla, y facilitando al profesional la posibilidad de relacionar la información existente a través de la topología de los objeto. puede ser utilizada para investigaciones científicas, la gestión de los recursos, la arqueología, la evaluación del impacto ambiental, la planificación urbana, la cartografía, la sociología, la geografía histórica, el marketing, la logística, entre otros; un ejemplo seria permitir a los grupos de emergencia calcular fácilmente los tiempos de

⁵⁹ BARRROSO, Rubio. Los sistemas de informacion geográficos: Origen y Perspectivas. En: Revista General de Informacion y Documentacion. 1997. Vol. 7, p. 93-106.

respuesta en caso de un desastre_natural, o encontrar los humedales que necesitan protección contra la contaminación.

Los SIG facilitan la construcción de redes de transporte al incorporar la Geocodificación que es el proceso de asignar coordenadas geográficas (latitud-longitud) a las direcciones y/o puntos de interés. Ofreciendo una actualización permanente de estos datos.

La información geográfica puede ser consultada, transferida y mostrada utilizando numerosas aplicaciones de software; En la actualidad existen herramientas gratuitas para ver información geográfica, el acceso del público en general a los geo datos está dominado por los recursos en línea, como Google maps, Google Earth y OpenStreetMap, entre otros. Estos sitios web dan al público acceso a enormes cantidades de datos geográficos. Algunos de ellos utilizan software que a través de una API, permiten a los usuarios crear aplicaciones personalizadas. Estos servicios ofrecen por lo general imágenes aéreas, satelitales, geo-codificación, búsquedas de direcciones y funcionalidades de enrutamiento.

3.2.1. Interfaz de programación de aplicaciones (API). Es el conjunto de subrutinas, funciones y procedimientos de la programación orientada a objetos que ofrece ciertas bibliotecas para ser utilizadas por otro software como una capa de abstracción, de esta forma se minimiza código de programación.

La API Permite que un sitio web brinde determinado servicio a otro, a través de solicitudes usando distintos tipos de diálogos con el proveedor para obtener o actualizar información entre ellos.

Google Maps ofrece una API que permite superponer datos en un mapa de Google personalizado. Puede crear sitios web y aplicaciones móviles con la amplia plataforma de cartografía de Google, incluyendo imágenes de satélite, visualización de calles, perfiles de elevación, direcciones y una extensa base de datos con cobertura global y en constante actualización.

3.3. OPTIMIZACION COMBINATORIA

3.3.1. Definición de los problemas de optimización combinatoria. En términos generales, un problema de optimización consiste en encontrar el valor de ciertas variables de decisión para maximizar o minimizar determinada función objetivo, sujeta a un conjunto de restricciones. Comúnmente, cuando se trata de maximizar se hace referencia a utilidades o ganancias, y cuando se trata de minimizar se habla de costos. Siendo así, un problema de ruteo de vehículos es un problema de minimización, cuyo objetivo es diseñar una ruta adecuada para encontrar el costo mínimo, que es función de la distancia total recorrida.

Un problema de optimización combinatoria puede ser definido por⁶⁰:

- Un conjunto de variables $X = \{x_1, \dots, x_n\}$
- Un dominio de las variables D_1, \dots, D_n
- Restricción entre variables
- Una función objetivo f para ser maximizada o minimizada, Donde $f : D \rightarrow R^*$

El conjunto de todas las posibles asignaciones factibles es:

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

⁶⁰ BLUM, Christian y ROLI, Andrea. Metaheuristic in combinatorial Optimization: Overview and conceptual comparison. En: ACM Computing Surveys (CSUR). 2008. Vol. 35, no. 3, pag. 268.

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

Así resolver un problema de optimización combinatoria consiste en encontrar una solución $s^* \in S$ 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 este tipo de problemas, las variables se agrupan en varios conjuntos que representan objetos que incluyen una estructura de datos compleja, como permutaciones, grafos, árboles, etc. Cada una de las variables del problema es ubicada en ciertas posiciones generando una configuración. La combinatoria se encarga de estudiar dichas configuraciones. En los problemas combinatorios se trata de buscar cuál es la mejor configuración y para conocer cuál es mejor se construyen una o más funciones de valor sobre el espacio de las configuraciones; de acuerdo a la cantidad de funciones de valor construidas los problemas combinatorios pueden ser uniobjetivos (una función de valor) y multiobjetivos (más de una)⁶¹.

En general, los problemas de optimización combinatoria (por sus siglas en inglés CO) son clasificados de acuerdo a su complejidad computacional, y esto ha llevado al desarrollo de muchos algoritmos para hallar la solución del problema. La CO no solo es útil para comprender la complejidad de los algoritmos sino también permite verificar si una propuesta de solución de un problema de optimización discreta es óptima⁶².

⁶¹ SANCHEZ, Miguel, Optimización combinatorial. En: Matemáticas del siglo XX: Una mirada en 101 artículos [En línea] Universidad de la Laguna, 2000, p. 115-120 [Consultado 11 Feb. 2013]. Disponible en: < <http://www.sinewton.org/numeros/numeros/43-44/Articulo22.pdf>>

⁶² LANGE, Kenneth. Applied Probability: Combinatorial Optimization. En: Springer Science Business Media. Cap. 5, (2010), p.103-122.

3.4. 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 mismo⁶³. Los valores particulares que toman los datos de entrada (parámetros) son definidos como instancias del problema. Este puede ser resuelto mediante la implementación de un algoritmo, que es una secuencia de pasos definidos, que transforman los datos de entrada en datos de salida.

El término complejidad computacional indica la eficiencia del algoritmo en la solución del problema. Se pueden diferenciar principalmente dos criterios de eficiencia: tiempo y espacio, los cuales son recursos computacionales necesarios para su generación o cálculo. A partir de esta idea, matemáticamente los problemas pueden ser categorizados por el grado de dificultad de acuerdo con la complejidad computacional del algoritmo que permite establecer su resolución. De esta manera los problemas pueden ser clasificados en problema NP Y NP-Hard.

3.4.1. Problemas NP. Un problema p es NP completo si $p \in NP$ y todos los problemas de clase NP pueden ser reducidos a un problema p en un tiempo polinomial, esto implica que son problemas dentro de la clase NP difíciles de resolver⁶⁴.

⁶³ PEREZ, Mario y SANCHO, Fernando. Maquinas moleculares basadas en ADN. En: Universidad de Sevilla. España. 2003. Citado en: <http://goo.gl/TNprv>.

⁶⁴ HAMALAINEN, Wilhemina. Class NP, NP-complete, and NP-hard problems. [en línea]. (2006). [Consultado 12 Feb. 2013]. Disponible en < <http://cs.joensuu.fi/pages/whamalai/daa/npsession.pdf> >

3.4.2. Problemas NP-Hard. La complejidad computacional hace parte de uno de los siete problemas del milenio, que es determinar si todos los problemas no tratables (Los conocidos NP) eventualmente llegarán a ser tratables (Problemas tipo P). Los NP-Hard son problemas similares a los anteriores pero muy difíciles de resolver que requieren en su mayoría tiempo exponencial para ser solucionados.

A nivel práctico se pueden encontrar una gran variedad de problemas NP-Hard, como los problemas de optimización combinatoria para el diseño de rutas. Dada su complejidad las técnicas de optimización exactas no pueden establecer ninguna solución óptima dentro de un intervalo de tiempo, por lo tanto en los últimos años se ha promovido el desarrollo de procedimientos que encuentran buenas soluciones en un tiempo computacional razonable, llamados métodos aproximados, dentro de las cuales se encuentran las heurísticas y metaheurísticas.

3.5. METODOS DE SOLUCION DE UN PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA.

Los modelos de optimización combinatoria han presentado un atractivo de investigación gracias a la complejidad computacional que poseen y a las diversas aplicaciones del mundo real. Se han presentado múltiples métodos para determinar la solución. Los métodos pueden clasificarse básicamente en:

3.5.1. Algoritmos exactos. Garantizan encontrar la solución óptima para cualquier instancia de cualquier problema en un tiempo acotado⁶⁵.

⁶⁵ CHICANO, Jose. Metaheurísticas e ingeniería de software. Tesis doctoral, Universidad de Málaga, Lenguajes y ciencias de la computación. 2007.pag. 46.

Sin embargo posee un inconveniente cuando se trata de un problema optimización combinatoria de la clase NP-Hard, el tiempo que se requiere para determinar su solución crece exponencialmente con el tamaño del problema. Entre los métodos exactos se encuentran el método de Branch and Bound y la programación lineal.

3.5.2. Algoritmos heurísticos. Los métodos heurísticos son procedimientos que se usan para resolver los problemas de optimización mediante una aproximación intuitiva, en la que la estructura del problema se utiliza para obtener una buena solución⁶⁶. Las técnicas heurísticas pueden dividirse principalmente en dos categorías: heurísticas constructivas y métodos de búsqueda local.

3.5.2.1. Heurísticas constructivas. Determinan las soluciones mediante un procedimiento que incorpora iterativamente elementos a una estructura inicialmente vacía, hasta obtener una solución completa, satisfaciendo las restricciones. Estos tipos de heurísticas se pueden utilizar siempre que el problema se pueda resolver mediante decisiones sucesivas, como rutas, líneas de montaje, entre otras⁶⁷. El algoritmo de ahorro de Clarke y Wright, es un ejemplo de este tipo de método, conocido porque se ha implementado al problema de ruteo de vehículo clásico.

3.5.2.2. Métodos de búsqueda local. Comienza su procedimiento desde una solución inicial, y emplea un operador para construir un vecindario, y avanza buscando mejoras hasta construir una mejor solución en el vecindario, que reemplaza la actual. Dentro de estas técnicas se puede conocer un concepto de

⁶⁶ DIAZ, A; GLOVER, F y GHAZIRI, H. et al. Optimización heurística y redes neuronales en dirección de operaciones e ingeniería. En: Editorial Paraninfo S.A. 1996.

⁶⁷ GARCIA, jose y MAHEUT, Julien. Modelos y metodos de investigacion de operaciones. En: Procedimientos para pensar. pag. 103.

óptimo local, que puede definirse como una solución mejor o igual que cualquier otra solución del vecindario.

3.5.3. Algoritmos metaheurísticos. Esta metodología explora de forma eficiente y efectiva el espacio de búsqueda a través del movimiento evitando quedar atrapado en óptimos locales, es decir son una forma inteligente de explorar los espacios de búsqueda. El término metaheurística introducido por Glover⁶⁸, es una estrategia que guía y modifica otras heurísticas proporcionando soluciones más robustas que las encontradas por el óptimo local, aunque son más fáciles de implementar ya que necesitan información especial acerca del problema a resolver.

Estos métodos utilizan dos estrategias para direccionar la búsqueda, diversificación e intensificación, la diversificación busca la exploración efectiva de todos los posibles vecindarios del espacio de solución, y la intensificación se centra en la exploración de subespacios de solución más reducidos.

Diferentes algoritmos metaheurísticos se han propuesto para resolver los problemas de optimización combinatoria, dentro de los cuales están:

- **Optimización por enjambre de partículas (PSO):** Introducido por Eberhart y Kennedy⁶⁹.

⁶⁸ GLOVER, Fred. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. En: Computers & Operations Research. Vol 13 (1986); p. 533-549.

⁶⁹ EBERHART, Russell y KENNEDY, James. A new optimizer using particle swarm theory, En: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya (1995) p. 39-43.

- **Búsqueda tabú (TS):** Introducido por Glover⁷⁰.
- **Colonia de abejas artificial (ABC):** Propuesto por Devis Karaboga⁷¹.
- **Recocido simulado (SA):** Introducido por Kirkpatrick et al⁷².
- **Computación evolutiva:** Se encuentran tres categorías principales: algoritmos genéticos, computación evolutiva y estrategia evolutiva.

3.6. PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS

El VRP es una generalización del problema del agente viajero (Traveling Salesman Problem, TSP), fue introducido por primera vez por Dantzig y Ramser⁷³ (1959) que trata el problema de despacho de camiones. Es un problema de optimización combinatoria, clasificado como un problema NP-Hard debido a su complejidad.

El problema de ruteo de vehículos, consiste en el diseño de rutas óptimas, para la entrega y recolección de productos de uno o varios depósitos, a un conjunto de clientes dispersos geográficamente, con la finalidad de cumplir un objetivo planteado y ciertas restricciones operativas, tales como: la capacidad de los vehículos, ventanas de tiempo y periodos de trabajo del conductor.

⁷⁰ GLOVER, Fred y GREENBERG, Harvey. New approaches for heuristic search: A bilateral linkage with artificial intelligence. En: European Journal of Operational Research. Vol. 39. No 2 (1989). p.119-130

⁷¹ KARABOGA, Devis y BASTURK, B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bb colony (ABC) algorithm. En: Journal of Global Optimization. 2007. vol. 39, no.3, pag. 459--471.

⁷² KIRKPATRICK, Scott; GELATT, C y VECCHI, M.P. Optimization by simulated annealing. En: Science. Vol. 220. No 4598 (1983). p. 671-680.

⁷³ CORDEAU, Jean, et al. Vehicle Routing. En: Handbooks in Operations Research & Management Science: Transportation. 2007. Pag. 367

Algunos objetivos que comúnmente se plantean para resolver el problema de ruteo de vehículos son:

- Minimización del costo de transporte total, dependiendo de la distancia total del viaje y el costo fijo asociado con los vehículos usados.
- Minimización del número de vehículos requeridos para servir a todos los clientes, teniendo en cuenta el equilibrio de las rutas, para el tiempo de viaje y la carga del vehículo.
- Minimizar la penalización asociada con el servicio parcial de los clientes. Situación que se presenta cuando la capacidad del vehículo no puede suplir la demanda total del cliente.

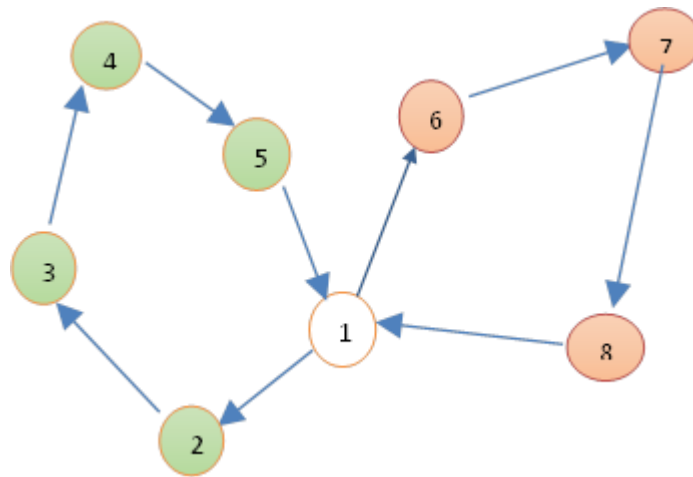
3.6.1. Definición del problema de ruteo de vehículos. En términos generales, el VRP puede ser formulado de la siguiente manera: Sea $G = (V, A)$ un gráfico completo, donde $V = \{1, \dots, n + 1\}$ define un conjunto de vértices asignados a n clientes con el depósito localizado en el vértice 1 , y A un conjunto de arcos⁷⁴. 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 ⁷⁵. Dependiendo del contexto, este costo puede ser interpretado como distancia o tiempo de viaje.

⁷⁴ LAPORTE, Gilbert. The vehicle routing problem. An overview of exact and approximate algorithm. En: European Journal of Operational Research. 1992. vol. 59, pag. 345.

⁷⁵ ALABAS-USLU, Cigdem y DENGIZ, Berna. A self-adaptive local search algorithm for the classical vehicle routing problem. En: Expert Systems with Applications. 2011. vol. 38, pag. 8990.

Además, en algunos casos se considera que el problema es simétrico, es decir, $C_{ij} = C_{ji}$ para cada arco (i,j) . Todos los clientes 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 2. Ejemplo del VRP



En la figura anterior se presenta un ejemplo del VRP con 1 depósito, 7 clientes y 2 vehículos. El problema consiste en determinar las rutas de los respectivos vehículos con el menor costo posible, tal que cada cliente, excepto el depósito, es visitado una sola vez por un vehículo para suplir la demanda.

3.6.2. Variantes del VRP. Dependiendo del objetivo a ser optimizado y del tipo de restricciones que deben cumplirse, se despliegan un gran número de variantes del VRP que se describen a continuación⁷⁶:

⁷⁶ TOTH, P y VIGO, D. An overview of vehicle routing problems, monographs on discrete mathematics and applications. En: The Vehicle Routing Problem. 2002. P. 1-26.

3.6.2.1. Problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW). Este problema se caracteriza por limitar el tiempo de inicio y fin del servicio, y la llegada y salida del vehículo del depósito. Se pueden presentar dos situaciones relevantes: que el vehículo llegue después del tiempo establecido para el inicio del servicio, o en caso contrario que el vehículo llegue antes. En la mayoría de los problemas de aplicaciones al VRPTW se considera una función multiobjetivo, minimizando el número de vehículos, la distancia y el tiempo de viaje.

3.6.2.2. Problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas. Este problema se caracteriza por el comportamiento estocástico de algunos parámetros, tales como la demanda de los clientes, ubicación de los clientes y tiempo de viaje.

3.6.2.3. Problemas de múltiples depósitos. Se plantea el problema de transporte de materias primas procedentes de múltiples depósitos, a un conjunto de clientes, posibilitando al vehículo finalizar su recorrido en una función diferente a la del inicio.

3.6.2.4. Problema de ruteo de vehículos capacitados. En el CVRP se restringe la capacidad del vehículo y así mismo la demanda total asignada a cada ruta. Las características básicas de este problema son: la demanda del cliente son determinísticas y se conocen con anticipación, una orden no puede ser servida por más de un vehículo, la flota de vehículo es homogénea y solo hay un depósito. El objetivo del CVRP es disminuir el costo total de viaje que está en función de la distancia recorrida para visitar a todos los clientes.

En este trabajo se estudia el problema de ruteo de vehículos capacitados para la distribución de recursos post-desastres sísmicos.

3.7. PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS CAPACITADOS.

Una instancia en el problema del CVRP, es una representación concreta y específica de su clase, comprende todos los elementos incorporados en el problema y generalmente están ligadas a los vehículos y a los clientes.

El Problema CVRP básico trata de determinar los recorridos de K vehículos de capacidad Q_k que partiendo de un origen común (depósito) debe pasar por un conjunto de lugares de interés (clientes) para recoger o distribuir mercancías según una demanda d_i , y volver de nuevo al origen.

3.7.1. Características generales. A continuación se presentan las características generales del CVRP, es importante aclarar que no son las únicas existentes y varían teniendo en cuenta la particularidad de cada problema.

- 1) Minimizar el tiempo total de viaje, teniendo en cuenta las distancias entre los clientes y el depósito, además de la velocidad del vehículo.
- 2) Los clientes deben ser visitados una sola vez y por un solo vehículo, es decir, un cliente solo puede existir en una sola ruta.

- 3) Existe un único depósito, del cual se reparten todas las mercancías a todos los clientes.
- 4) Todas las rutas inician y terminan en el depósito.
- 5) Las demandas de los clientes son fijas y se conocen.
- 6) Los vehículos usados son iguales en cuanto a capacidad y costo.
- 7) El problema es simétrico, es decir, es costo de ir al cliente *i* al cliente *j* es igual que el de ir del cliente *j* al cliente *i*.
- 8) El número de vehículos se puede obtener dividiendo los requerimientos totales sobre la capacidad de un vehículo.

$$\text{Numero de vehiculos} = \frac{\text{Requerimeintos Totales}}{\text{Capacidad del Vehiculo}}$$

3.7.2. Formulación matemática del CVRP.

Índices

Los índices del modelo son:

i = nodo de partida *i* (1, 2, ..., *n*)

j = nodo de llegada *j* (1, 2, ..., *n*)

n = nodos totales

k = Vehículo *k* (1, 2, ..., *k*)

Variables de decisión

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

Y_{ik} Variable binaria que toma el valor de 1 si el cliente i ha sido visitado por el camión k.

Parámetros

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

C capacidad de los vehículos utilizados.

d_i Demanda del cliente i.

n número de clientes a servir.

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

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

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

Además se deben cumplir las siguientes restricciones:

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

$$3. \sum_{k=1}^K Y_{0k} = 1$$

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

$$5. \sum_{i \in V} d_i Y_{ik} \leq C$$

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

$$6. \sum_{i \in S} \sum_{j \notin S} X_{ijk} \geq Y_{hk} \rightarrow \forall S \subseteq v \setminus \{0\} h \in S, k = 1, \dots, k$$

$$7. Y_{ik} \in \{0,1\} \forall i \in V, k = 1, \dots, K$$

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

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

3.8. MÉTODOS DE SOLUCIÓN DEL CVRP

Para dar solución al problema de ruteo de vehículos capacitados inicialmente los investigadores plantearon algunos métodos exactos, posteriormente se desarrollaron métodos heurísticos y finalmente los estudios se centraron en heurísticas avanzadas como los algoritmos metaheurísticos.

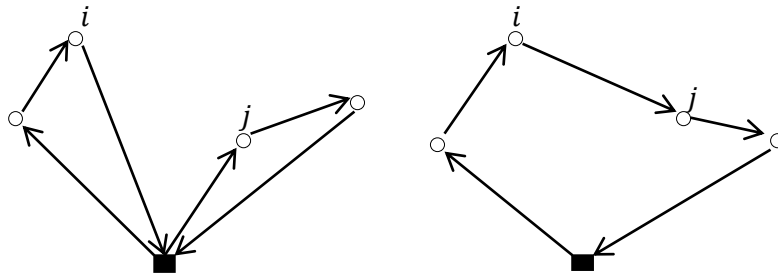
El método de **Branch and Bound** es el método exacto más eficiente para la solución del CVRP. La técnica consiste en desarrollar un árbol con las posibles soluciones, de manera que en cada rama se plantee una solución. Para el desarrollo del problemas de ruteo de vehículos con capacidad, se debe iniciar con una solución factible, que tenga asociada una distancia total recorrida. Así se puede realizar el árbol 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.

3.8.1. Heurísticas para el CVRP. La **heurística basada en ahorros** propuesta por Clarke 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 $(0, \dots, j, \dots, 0)$, las cuales pueden ser combinadas generando así una sola ruta $(0, \dots, i, j, \dots, 0)$ como se muestra en la figura 3.

Al unir las rutas, 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 cumpla 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 trayecto.

Figura 3. Heurística para problemas de ruteo de vehículos.



Fuente: SANCHEZ, Fernando. Métodos exactos y metaheurísticos para resolver el problema del agente viajero y el problema de ruteo de vehículos. En: Escuela superior politécnica del editorial. Ecuador. 2007.

Otra heurística utilizada para el problema del CVRP es el **método de inserción** que consisten en construir la solución insertando clientes que no se han incluido en ninguna de las rutas existentes, y se puede hacer de forma secuencial, o sea que los clientes se van insertando a la última ruta creada siempre y cuando no se incumpla ninguna restricción, pero esto puede generar la inserción de clientes que están muy dispersos aumentado el costo total de las últimas rutas, por lo que se ha desarrollado otra forma, la paralela que permite insertar el cliente en cualquier ruta existente en la solución⁷⁷. Los algoritmos de inserción comienzan seleccionando un ciclo inicial (sub-ruta) con n nodos, posteriormente los j son seleccionados e insertados en la ruta, de acuerdo a una o varias restricciones, donde la longitud del ciclo no se incremente. Los criterios más utilizados en la solución del CVRP han sido:

⁷⁷ CORONA, José Alejandro. Hiperheurísticas a través de programación genética para la resolución de problemas de vehículos. Tesis (Magister en ciencias en sistemas inteligentes. Instituto tecnológico y de estudios superiores de Monterrey. México. 2005

- Inserción más cercana (El Vecino Más Cercano): Seleccionar el vértice j más cercano al ciclo.
- Inserción más lejana: Seleccionar el vértice j más lejano al ciclo.
- Inserción de menor costo: Seleccionar el vértice j que será insertado con el menor incremento del coste.
- Inserción aleatoria: Seleccionar el vértice j al azar.

3.8.2. Metaheurísticas para el CVRP. Diversas técnicas metaheurísticas han sido propuestas para solucionar el CVRP, la lista de aplicaciones incluye métodos como algoritmos evolutivos, TS, SA, ABC y muchas formas de búsqueda exploratoria.

3.8.2.1. Recocido simulado (SA). La principal característica de la metaheurística de recocido simulado es proporcionar una alternativa eficiente para escapar de óptimos locales al permitir movimientos “peores” respecto a la función objetivo con el fin de encontrar un óptimo local. Este método fue introducido por Kirkpatrick et al⁷⁸, quienes fueron los primeros en utilizarlos para resolver problemas de optimización conminatoria. El SA es un algoritmo análogo al proceso de recocido (enfriamiento lento) de un sólido en metalúrgica, donde el proceso inicia a alta temperatura y hace vibrar las moléculas que se desplazan caóticamente hasta adoptar estructuras de mínima al disminuir la temperatura.

⁷⁸ KIRKPATRICK, et al. Optimization by simulated annealing. En: Science. 1983. vol. 220, pag. 671-780.

3.8.2.2. Búsqueda Tabú. Es un enfoque iterativo definido por primera vez por Fred Glover⁷⁹, que trata de evitar que las soluciones caigan en óptimos locales. Para dar solución al CVRP por medio de la búsqueda tabú, es necesario generar una solución inicial mediante alguna heurística y a partir de esta se crea la lista tabú. Para llenar la lista primero se escoge el nodo inicial y se examina su vecindad, eligiendo la mejor opción dado los criterios de menor distancia entre los puntos. Este método iterativo termina cuando se llega al criterio de parada, que puede ser un cierto número de corridas definidas al inicio del problema. Un trabajo presentado por J. Brandao⁸⁰, muestra una solución al CVRP con una flota de vehículos heterogénea mediante el algoritmo de búsqueda tabú.

3.8.2.3. Optimización por colonia de hormigas (ACO). Marco Dorigo⁸¹ junto con otros investigadores, introdujeron los primeros algoritmos ACO en 1992. Ant Colony Optimización (ACO), es una metaheurística que abarca un conjunto de técnicas de optimización inspiradas en el comportamiento colectivo de forrajeo de las hormigas, las cuales son capaces de encontrar el camino corto entre el nido y la fuente de alimento por medio de la comunicación mediante rastros de feromonas artificiales.

3.8.2.4. Algoritmo artificial de Colonia de abejas (ABC). El algoritmo ABC pertenece a una clase de algoritmos evolutivos que se inspira en el comportamiento inteligente de las abejas en la búsqueda de fuentes de alimento alrededor de sus colmenas.

⁷⁹ GLOVER, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. En: Computers and Operations Research. 1986. Vol. 13, pag. 533—549.

⁸⁰ BRANDAO, J. A deterministic tabu search algorithm for the fleet size and mix vehicle routing problem. En: European Journal of Operational Research. 2009. Vol. 3, no. 195, pag. 716—728.

⁸¹ DORIGO, Marco. Optimization, Learning and Natural Algorithms. Milán, 1992. Tesis PhD. Departamento de Electrónica. Politécnico de Milano

Artificial Bee Colony (ABC), fue creado por Dervis Karaboga en 2005⁸², que define una colmena artificial formada por una zona de comunicación, o zona de baile, y tres tipos de abejas (obreras, observadoras y explotadoras).

3.9. COMPUTACIÓN EVOLUTIVA.

El principio de Charles Darwin “Supervivencia del más apto” es usado como punto de referencia para introducir el concepto de computación evolutiva, siendo esta una rama de la computación y la inteligencia artificial que comprende métodos de búsqueda y aprendizaje automatizado inspirados en los mecanismos de la evolución natural. En el área específica de la evolución biológica han sido aceptadas las teorías Darwinianas y Lamarckiana; la primera tiene su enfoque en la supervivencia y reproducción de los individuos con las mejores características para que sean tramitadas a su descendencia, la segunda teoría establece su idea principal en la adaptación de los individuos a lo largo de su vida y la conservación de aquellos rasgos que sean importantes para ellos.

Estos principios los resumen las técnicas de computación evolutiva en algoritmos que pueden ser usados para buscar soluciones óptimas a un problema, donde su objetivo es encontrar la mejor solución en un tiempo determinado.

En la computación evolutiva hay diversos paradigmas históricos que han servido como base para varias actividades realizadas en este campo, y son las diversas

⁸² KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. En: Technical Report-TR006, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department. 2005.

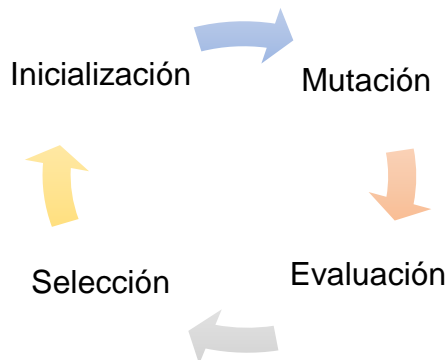
formas en las cuales son implementados los componentes de los EA. Estos paradigmas son:

3.9.1. Programación evolutiva. La programación evolutiva (EP) propuesta en la década de los 60 por Lawrence Fogel⁸³, surge como un enfoque alternativo a la inteligencia artificial. Las representaciones usadas en la programación evolutiva se realizan mediante números reales (cualquier estructura de datos), y emplea los mecanismos de mutación y selección. El procedimiento es muy similar a las estrategias evolutivas con la diferencia de que no emplea la recombinación.

El algoritmo básico de la programación evolutiva es:

- a) Generar aleatoriamente una población inicial (N padres).
- b) Se aplica la mutación de cada uno de ellos para obtener la descendencia N.
- c) Se calcula la aptitud de cada hijo y se usa un proceso de selección mediante torneo (normalmente estocástico) para determinar cuáles serán las soluciones que se retendrán.

Figura 4. Componentes principales de la programación evolutiva



⁸³ FOGEL, Lawrence. Autonomous Automata. En: Industrial Research. Vol.4, Ed. 2, (1962), p.14-19.

3.9.2. Estrategia evolutiva (ES). Trabaja con vectores de números reales, con desviaciones estándar que codifican las posibles soluciones de problemas numéricos. Utiliza recombinación o cruce (crossover aritmético), mutación y la operación de selección, ya sea determinística o probabilística, elimina las peores soluciones de la población y no genera copia de aquellos individuos con una aptitud por debajo de la aptitud promedio. Cada individuo es representado por bloques de construcción genética y un conjunto de parámetros de estrategia que modela el comportamiento de los individuos en el entorno, en este proceso las características genéticas son controlados por los parámetros de estrategia. Este paradigma de la estrategia evolutiva fue presentado originalmente por Rechenberg (1960), no obstante la mayor exploración en el tema fue realizada por Schwefel⁸⁴.

3.9.3. Algoritmos genéticos Uno de los paradigmas de la computación evolutiva más importante y utilizado en la solución de problemas generales son los algoritmos genéticos (GA), propuesto por John Holland⁸⁵ en su libro “Adaptation in natural and artificial systems” publicado en el año 1975. Según el autor, establece que este tipo de algoritmos permiten explorar una mayor cantidad de posibles soluciones que los programas tradicionales.

El procedimiento general que se lleva a cabo en el algoritmo genético inicia en la selección de la población realizada mediante un conjunto de cromosomas generados de forma aleatoria. Los cromosomas, conocidos también como los genotipos son los códigos de una solución que se representa generalmente como una cadena de números y cada uno de ellos es denominado *gen*. Se evalúa el fitness o función objetivo de todos los cromosomas para formar una nueva

⁸⁴ SCHWEFEL, Hans-Paul. Evolutions strategie und numerische Optimierung, Technical University Berlin, 1975.

⁸⁵ HOLLAND, John. Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press. Ann Arbor. 1975.

población, este ciclo de una población a otra es llamada generación. De acuerdo al fitness se seleccionan los cromosomas actuales y posteriormente son aplicados los operadores de crossover y mutación. Después que se ha desarrollado durante varios ciclos el sistema genético se codifica el cromosoma que representa la solución óptima del problema.

Existen diversos operadores utilizados en los algoritmos genéticos que son:

- **Selección:** Naturalmente los individuos que integran las siguientes generaciones son aquellos que provienen de padres con mayor aptitud es decir que provean mejor fitness, medido por el valor de la función objetivo. Para seleccionar los individuos que formarán parte de la siguiente generación se emplea un esquema de selección del GA el cual determinara cuales son los individuos que formarán parte de la nueva generación. Los tres esquemas de selección más común son: Tournament selection, random selection y roulette wheel selection.

El tournament selection consiste en elegir dos cromosomas del grupo que está disponible de forma aleatoria, en seguida se realiza la comparación entre ellos mediante la evaluación del fitness. El cromosoma que tenga el mayor valor es seleccionado y puede ser reproducido.

El random selection selecciona al azar los padres de un cromosoma de los que están disponibles. Se evalúa cada uno de ellos tomando en cuenta el valor fitness y el que tome un valor por debajo del establecido es removido inmediatamente de la población.

El Roulette wheel selection consiste en seleccionar los mejores individuos de acuerdo a la aptitud (fitness) relativa que presente el cromosoma respecto a la población y que estos tengan mayor probabilidad de ser reproducidos. Es decir, si el valor de fitness de un cromosoma es el doble comparado con otro, éste tendrá el doble de probabilidad de ser reproducido respecto al otro, no obstante como el proceso es probabilístico pueden ser elegidos los individuos con peores fitness.

- **Operador crossover:** Se encuentra en la clasificación de operadores de reproducción, este proceso consiste en la creación de nuevas líneas y mejores generaciones o descendencia a partir de los padres representados en cromosomas a través del intercambio de características genéticas provenientes de los mismos. Existen 3 clases principales de cruces:
 - ❖ Asexual: Un padre genera una descendencia.
 - ❖ Sexual: Se genera una o dos descendencias a partir de los padres.
 - ❖ Multi-recombinación: Se generan dos o más generaciones a partir de dos o más padres.

- **Operador de mutación:** Consiste en la creación de nuevos individuos alterando la combinación genética a través de la modificación de uno de sus genes una vez realizada la etapa del operador de cruce, con el fin de agregar diversidad a las características de la población. La mutación se realiza como un complemento del operador crossover aplicando cierta probabilidad P_m a cada *gen*.

4. DISEÑO DE LA RED DE TRANSPORTE.

La red que se utiliza para la distribución de recursos es generalmente una red terrestre, aunque pudiera también considerarse una red aérea, marítima o combinación de las mismas para problemas con otros tipos de transporte. La red se describe generalmente como un grafo, donde los arcos representan los segmentos o secciones de las vías, y los vértices corresponden a las uniones de los nodos de la red. Para nuestro caso en particular, el depósito y los clientes están situados en los nodos. Los arcos pueden ser dirigidos o no dirigidos, dependiendo de si se permite la circulación en un único sentido o en ambos (por ejemplo, calles de una única dirección o de ambos sentidos de circulación), cada arco tendrá un peso, que en este caso es el tiempo de viaje, el cual depende de la distancia recorrida, la velocidad del vehículo y del momento en que se recorra el arco (condiciones de tráfico).

La mayor parte de problemas abordados en la literatura son de tipo simétrico, simplificando el modelo matemático, sin embargo, en este caso los modelos no representan la realidad adecuadamente. En esta investigación se construye la red teniendo en cuenta las direcciones de las vías, por lo cual se considera que el problema es asimétrico.

Para la construcción de la red de distribución se usa el SIG proporcionado de la API de Google Maps que permite realizar las siguientes funciones:

- Geo-localización de los clientes y depósito
- Análisis de la red de transporte, red de carreteras, sentido de circulación de las vías.

- Representación geográfica de la solución (rutas para cada vehículo)

Las solicitudes de información necesaria se hace al servidor de Google maps por medio de módulos de código que proporcionen acceso a diferentes herramientas como lo son:

- **Matriz de Distancias:** Es un servicio que proporciona las distancias y el tiempo de viaje tomando como referencia la matriz de origen-destino. Teniendo en cuenta el modo de transporte y sentido de circulación las vías, basándose en la red de carreteras actual.

Entre los módulos de transporte disponibles en la API se encuentran

- Conducción: Solicita el cálculo de la distancia usando la red de carreteras.
 - Caminando: Solicita el cálculo de la distancia a pie a través de caminos y aceras peatonales.
 - Bicicleta: Solicita el cálculo de la distancia de andar en bicicleta a través de ciclo- vías y calles preferentes.
 - Tránsito: Solicita el cálculo de la distancia a través de rutas de transporte público.
- **Geo-codificación de Google maps:** Este servicio está diseñado para convertir direcciones (calle, carrera) en coordenadas geográficas (latitud, longitud), que a su vez se pueden convertir en marcadores en el mapa de referencia. Las

direcciones que se desea geo-codificar deben estar en el formato utilizado por el servicio postal nacional del país.

La información respecto al inventario de equipos que se tiene actualmente, el análisis de mapas y descripción de las rutas se definen a continuación:

4.1. INVENTARIO DE EQUIPAMIENTO.

Equipamiento	Cantidad	Descripción	Capacidad
Volquetas	15	La alcaldía de Bucaramanga actualmente cuenta con volquetas dobletroque para la distribución de ayudas humanitarias. La característica más relevante a tener en cuenta es el tamaño del volco, el cual tiene una dimensión de 4.6 * 1.4 * 2.37 m de largo, alto y ancho respectivamente, teniendo así capacidad aproximada de 22 toneladas. Además, cuenta con un tanque de combustible de 90 galones de capacidad.	608 kits c/u aproximadamente
Centro de distribución.	1	El centro de distribución se encuentra localizado en la carrera 12 #15 - 36 en el barrio Gaitán.	9300 kits





Cada kit está contenido en una caja de cartón corrugado con dimensiones de 34,2 cm de ancho, 28,4 cm de alto y 24 cm de profundidad. El contenido del kit alcanza para alimentar por una semana a 5 personas.

4.2. ANALISIS DE MAPAS.

Se emplea el mapa de la división política de Bucaramanga para la representación del centro de abastecimiento y los albergues candidatos por medio de la herramienta de georreferenciación (google maps), la cual permitió establecer la localización exacta de los lugares con base en una búsqueda exploratoria, debido a la falta de información de algunas dependencias consultadas.

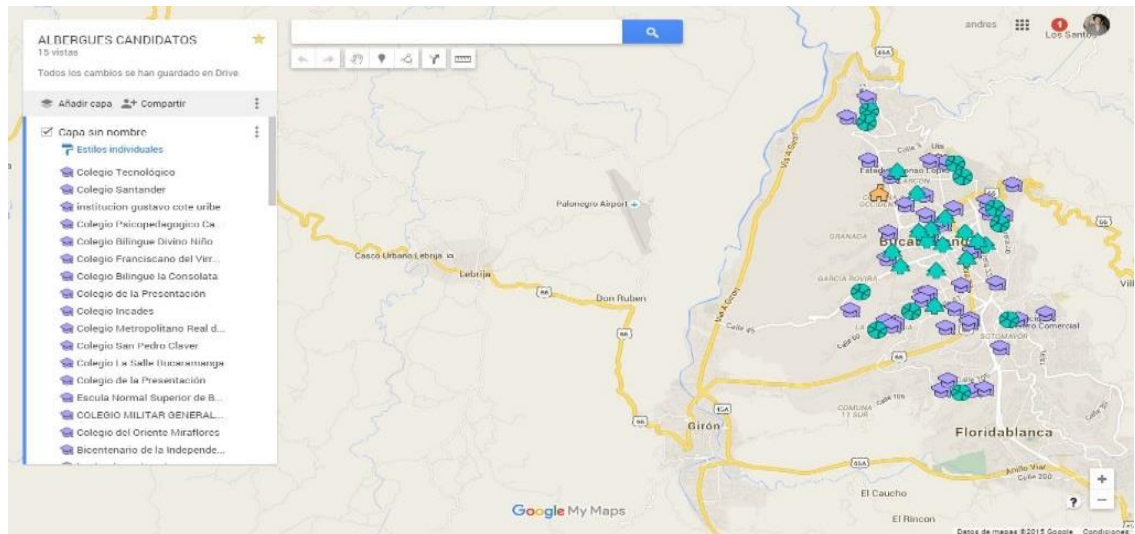
El tipo de albergues temporales son espacios para dar protección a las personas que han sido desplazadas por una emergencia o están en riesgo de sufrirla; en los albergues se proporciona temporalmente techo, alimentación, vestido y salud a las personas vulnerables, antes, durante o después de la ocurrencia de un fenómeno destructivo. Generalmente están ubicados en campos (escenarios) deportivos, parques, escuelas, colegios, salones comunales, entre otros. En estos sitios se construyen tiendas de campaña o viviendas. Este tipo de albergue es el más usado cuando la emergencia se debe a un terremoto. En el cuadro 1 se muestran los símbolos que se usarán para representar el tipo de sitio que se usa como albergue⁸⁶.

Cuadro 1. Representación de los albergues y centro de distribución

LUGARES	ICONO
Centro de abastecimiento	
Polideportivo	
Colegio	
Parque	

⁸⁶ Ubicación de los albergues: https://www.google.com/maps/d/u/0/viewer?mid=zV_-d0bGC_Qg.kjgVAtaK52fo

Figura 5. Ubicación de los albergues en el mapa



4.3. DESCRIPCIÓN DE LA RUTA

Se deben trazar las rutas correspondientes teniendo en cuenta el procedimiento más adecuado para hallar la distancia entre los nodos, la secuencia del recorrido y las vías establecidas para el caso de emergencia. Cada ruta consta de una secuencia de nodos, donde el nodo de inicio y de terminación corresponde al depósito y los demás representan los nodos clientes, que en nuestro caso corresponden a los albergues. Cada ruta factible es recorrida por un vehículo con capacidad finita, el cual satisface la demanda de todos los clientes que se encuentran en la ruta.

4.4. ESTUDIO DE DEMANDA

Para establecer la cantidad de damnificados asignados a cada uno de los albergues se debe tener en cuenta el tipo de albergue. Los albergues se dividirán en tres grupos:

- **Colegios:** Para estimar la cantidad de damnificados asignados en los diferentes colegios candidatos se analizó su capacidad teniendo en cuenta los siguientes parámetros:

μ : El número de alumnos matriculados en cada colegio (personas).

α : La superficie destinada para cada alumno en un salón de clases ($1.65m^2$)

β : Área mínima en un albergue destinada para una persona ($3,5m^2$)

δ : Capacidad del albergue (personas).

$$\delta = \frac{\mu * \alpha}{\beta}$$

La información del número de alumnos matriculados en cada uno de los colegios fue suministrada por la Secretaria de Educación de Bucaramanga, (por ejemplo, el Colegio Inem Custodio García Rovira cuenta con 5180 estudiantes matriculados para el año 2016). Según la norma técnica colombiana NTC 4595 de 1999, ratificada en 2006, se define los requisitos para construcciones de educación nacional básica y media, asignando un área mínima de $1,65 m^2$ por estudiante⁸⁷.

La Organización Mundial de la Salud (OMS) recomienda un área de $3,5 m^2$ para alojamientos de emergencia de tal manera que no se encuentren hacinadas (un número de personas en un espacio muy reducido) debido a que podrían generar

⁸⁷ Norma Técnica Colombiana NTC 4595 Ingeniería Civil y Arquitectura Planeamiento y Diseño de Instalaciones y Ambientes Escolares en: http://www.mineducacion.gov.co/1621/articles-96894_Archivo_pdf.pdf

brotos de enfermedades, descontento social, peleas, violencia y abuso sexual de mujeres y menores de edad.

Para hallar el número de personas que pueden ser albergadas en cada colegio se debe multiplicar el número de estudiantes matriculados por el área mínima asignada a cada uno de ellos ($1,65 m^2$), hallando así un área aproximada del colegio la cual será dividida en área recomendada para alojamientos en caso de emergencias ($3,5 m^2$). A continuación se halla el número de personas que pueden ser albergadas en el colegio Inem.

μ : 5180 estudiantes

α : $1,65m^2$

β : $3,5m^2$

$$\delta = \frac{5180 * 1,65}{3,5} = 2442$$

El colegio Inem puede albergar a 2442 personas.

- **Parques:** Para cuantificar el número de damnificados asignado a los parques candidatos como albergues, se tiene en cuenta dos parámetros:

A = Área total del parque.

φ = Porcentaje de arborización, construcciones del parque y zonas comunes (50%).

β = Área mínima en un albergue destinada para una persona ($3,5m^2$)

δ = Capacidad del albergue (personas).

$$\delta = \frac{A - (\varphi * A)}{\beta}$$

- **Polideportivos:** Los polideportivos que se contemplan son en su totalidad superficies libres para ser asignada como albergues, para cuantificar la capacidad de estos se tiene en cuenta:

A = Área total del polideportivo

ε = Porcentaje de áreas comunes (cocina, baños, comedores, pasillos) (40%)

β = Área mínima en un albergue destinada para una persona ($3,5m^2$)

δ = Capacidad del albergue (personas).

$$\delta = \frac{A - (A * \varepsilon)}{\beta}$$

El área total de los parques y polideportivos se halló delimitando el lugar por medio de polígonos georreferenciados de la herramienta de google maps, la cual arroja el área aproximada del lugar medido.

Un factor influyente en los parques es el alto porcentaje de arborización al cual se le dio un valor del 50% incluyendo en este el espacio necesario para zonas comunes, en caso de los polideportivos solo se tienen en cuenta áreas comunes por lo que el porcentaje es menor tomando un valor de (40%)

Por ejemplo, el parque San Pio arrojó un área de 10003 m², el área se multiplica por el porcentaje de arborización y zonas comunes (50%), lo que arroja el valor que se va a restar al área inicial.

$$A = 10003 \text{ m}^2$$

$$\varphi = 10003 (50\%) =$$

$$\beta = 3,5 \text{ m}^2$$

$$\delta = \frac{10003 - (5000,5)}{3,5} = 1429$$

El número de personas que se pueden localizar en el parque san pio son 1429.

5. COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS (ABC)

La colonia artificial de abejas es un algoritmo de optimización basado en poblaciones de abejas, caracterizado por su sencillez y facilidad de implementación, además de ser efectivo al resolver problemas de búsqueda compleja en diversos dominios⁸⁸. ABC (por sus siglas en inglés) consta de diversas variantes, Baykasoglu et al⁸⁹, propone una clasificación basado en tres principales modelos:

- **Comportamiento de Unión:** Basado en el comportamiento de apareamiento, y en donde existen adaptaciones reportadas de trabajos, para resolver problemas numéricos no restringidos y algunos con restricciones simples. Sin embargo no especifican cómo se adaptó el modelo para el manejo de restricciones, además las funciones de prueba utilizadas son muy sencillas.
- **Comportamiento de la Abeja Reina:** Es una adaptación de un algoritmo genético que permite al mejor individuo de una población generar varios descendientes. Este modelo ha resuelto problemas combinatorios y algunas funciones numéricas no restringidas.
- **Comportamiento de Forrajeo:** Se centra en el comportamiento colectivo que llevan a cabo las abejas domésticas para la obtención de fuentes de alimento.

⁸⁸ KARABOGA, D.; AKAY, B.; OZTURK, C. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for training feed-forward neural networks. En: Springer-Verlag, Berlin Heidelberg. 2007. Pag. 318-329.

⁸⁹ BAYKASOGLU, A.; OZBAKIR, L.; TAPKAN, P. Artificial bee colony algorithm and its application to generalized assignment problem. En: F. T. Chan and M. K. Tiwari, editors. 2007. Pag. 113–144.

En este trabajo de investigación se explicará a detalle el modelo de forrajeo propuesto por Dervis Karaboga.

5.1. ALGORITMO ARTIFICIAL DE COLONIA DE ABEJAS.

El algoritmo de colonia artificial de abejas (ABC) es un algoritmo bio-inspirado de inteligencia de enjambres propuesto y desarrollado por Dervis Karaboga en 2005⁹⁰, en este algoritmo se busca emular el comportamiento de las abejas en la búsqueda y explotación de las fuentes de alimento, para ello se define una colmena artificial formada por una zona de comunicación, denominada zona de baile, y tres tipos de abejas: obreras, observadoras y exploradoras.

En el ABC, las abejas se mueven en un espacio de búsqueda multidimensional eligiendo fuentes de néctar dependiendo de su experiencia pasada y la de sus compañeros de colmena o ajustando su posición. Algunas abejas (exploradoras) vuelan y eligen las fuentes de alimento aleatoriamente sin usar experiencia. Cuando encuentran una fuente de néctar mayor, memorizan su posición y olvidan la anterior. De este modo, el ABC combina métodos de búsqueda local y búsqueda global, intentando equilibrar el proceso de la exploración del espacio de búsqueda.

El algoritmo define los siguientes elementos mínimos:

- 1. Fuentes de alimento:** son el objetivo esencial del problema ya que se busca encontrar las mejores fuentes, las cuales se valoran por simplicidad con un número que indica la calidad de la fuente de acuerdo a las características que

⁹⁰ KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimizations. En: Technical Report TR06. 2005.

presenta, como la cercanía a la colmena, y la cantidad y facilidad para extraer el néctar.

2. Abejas Empleadas: las cuales se encargan de explotar las fuentes de alimento y constantemente comparten información sobre la rentabilidad de la fuente con las abejas recolectoras desempleadas.

3. Abejas desempleadas: entre las cuales se tienen dos tipos que son las exploradoras cuya función es estar constantemente buscando nuevas fuentes de alimento cercanas a la colmena y las observadoras que son quienes se encargan de elegir las mejores fuentes que serán explotadas con base a la información proporcionada por las abejas empleadas y exploradoras.

Cuando todas las abejas empleadas encuentran una fuente de alimento comparten esa información con las abejas observadoras por medio de una danza en la que indican la información de cercanía y el fitness de la fuente para ser seleccionada, luego cuando una fuente de alimento se termina o no mejora después de un cierto número de iteraciones las abejas deciden si se convierten en exploradoras u observadoras y se selecciona una fuente de alimento para reemplazar la que se agotó.

El algoritmo de colonia artificial de abejas es un algoritmo bio-inspirado que trabaja de la siguiente manera, según Mezura et al⁹¹. (Ver figura 6)

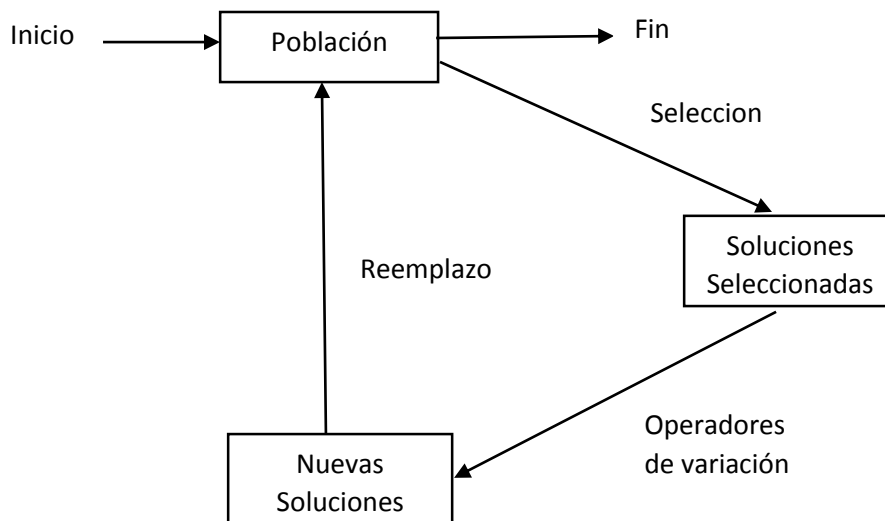
- 1) Genera un conjunto (población) de soluciones (individuos) al problema.
- 2) Evaluar cada solución en la función objetivo a optimizar.

⁹¹ MEZURA, E; CETINA, O y HERNANDEZ, B. Nuevas heurísticas inspiradas en la naturaleza para optimización numérica. En: Mecatronica Editorial IPN. 2010. P. 249—272.

- 3) Seleccionar las mejor
- 4) Generar nuevas soluciones a partir de las mejores soluciones utilizando operadores de variación.
- 5) Evaluar las nuevas soluciones.
- 6) Escoger las soluciones que formarán parte de la siguiente iteración (generación).

El algoritmo de colonia artificial de abejas es un algoritmo con pocos parámetros de entrada: Tamaño de la colmena (CS), el número total de ciclos del algoritmo (iteraciones) MCN, y el límite de ciclos que se mantendrá una solución antes de ser sustituida. A partir de allí se generan aleatoriamente las soluciones iniciales (SN) del problema y se evalúa la calidad de las soluciones⁹².

Figura 6. Esquema general de un algoritmo bio-inspirado.



⁹² BASTURK, Bahriye y KARABOGA, Dervis. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimizations: artificial bee colony (ABC) algorithm. En: Journal Global Optimizations. 2007. Vol. 39, pag. 459—471.

Para calcular las nuevas fuentes de alimento se utiliza el siguiente operador que genera una nueva solución V_i^g :

$$V_{i,j}^g = X_{i,j}^g + \phi_{i,j} * (X_{i,j}^g - X_{k,j}^g)$$

Donde $X_{i,j}^g$ representa la fuente donde se encuentra actualmente la abeja, y $X_{k,j}^g$ es una fuente de alimento elegida al azar (diferente de $X_{i,j}^g$), $i \in \{1,2..SN\}$, $j \in \{1,2..N\}$ y $\phi_{i,j}$ es un número real aleatorio entre $[-1, 1]$ generado al azar para cada $i \in \{1,2..SN\}$ y cada $j \in \{1,2..N\}$. Se evalúan las fuentes encontradas comparando sus fitness y se elige la mayor, para calcular el fitness se utiliza la siguiente formula:

$$f_i t_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & \text{si } f_i \geq 0 \\ 1 + \text{abs}(f_i) & \text{si } f_i < 0 \end{cases}$$

Donde f_i es el valor de la función objetivo de la solución i

Una abeja observadora elige una fuente de alimento dependiendo del valor de probabilidad asociada con esa fuente de alimento P_i , calculado por la siguiente expresión:

$$P_i = \frac{f_i t_i}{\sum_{i=1}^{SN} f_i t_i}$$

Posteriormente se vuelven a calcular soluciones candidatas con $V_{ij}^g = X_{ij}^g + \phi_{ij} * (X_{ij}^g - X_{k,j}^g)$ para las abejas observadoras y se comparan con la solución actual manteniendo la mejor, ahora se debe observar si existen fuentes abandonadas, estas se determinan si el valor límite de la solución es mayor que el límite establecido en los parámetros y de ser así se comparan sus fitness. El ciclo culmina memorizando la mejor solución hasta el momento.

Zseto et al⁹³ plantean un problema de ruteo de vehículos capacitados de pequeña dimensión (7 clientes y 3 vehículos), desarrollando una versión mejorada del algoritmo artificial de colonia de abejas para dar solución al problema. En el 2012, Ivona Brajevic⁹⁴ realizó un artículo sobre el problema de ruteo de vehículos capacitados dando solución mediante un algoritmo ABC modificado, el algoritmo fue modificado mediante dos operadores de vecindad (mutación de intercambio y mutación de inserción).

⁹³ ZSETO, W; WU, Yongzhong y HO, Sin. An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: European Journal of Operational Research. 2011. Vol. 215, p. 126—135.

⁹⁴ BRAJEVIC, Ivona. Artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: University of Belgrade. 2012.

6. FORMULACION DEL MODELO MATEMATICO.

La componente geográfica de los problemas se modela a través de un grafo conexo ($G = N, A$). El conjunto de nodos $N = \{0, 1, \dots, n\}$ representa los sitios que participan en el problema, es decir, clientes y depósitos. El nodo 0 representa un depósito y los nodos $\{1, \dots, n\}$ representan los clientes. Cada cliente i tiene asociada una demanda $d_i > 0$. Se dispone de una flota de vehículos K idénticos, cada uno de los cuales tiene capacidad $C > 0$. La existencia de un arco $(i, j) \in A$ indica que es posible el recorrido del nodo i al nodo j . Es usual que a cada arco $(i, j) \in A$ se le asocie un tiempo de viaje t_{ij} . La variable binaria Y_{ik} indica si el nodo i con demanda d_i estará incluido en la ruta k . Mientras, la variable binaria X_{ijk} indica si la ruta k cubrirá el arco que va desde i hasta j .

Para introducir el modelo de una manera ordenada y sencilla, a continuación se detallan los parámetros, los conjuntos y las variables que lo integran.

Índices

Los índices del modelo propuesto son:

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

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

n = nodos totales

k = Vehículo k ($1, 2, \dots, K$)

Variables de decisión

$X_{ijk} \begin{cases} 1. & \text{Si el vehiculo viaja de } i \text{ a } j \\ 0. & \text{De lo contrario} \end{cases}$

$$Y_{ik} \begin{cases} 1. \text{ Si el cliente } i \text{ es visitado por el vehiculo } K. \\ 0. \text{ Delo contrario} \end{cases}$$

Parámetros

T_{ijk} Tiempo de viaje entre los nodos (i, j) por el vehículo k .

C Capacidad del vehículo.

d_i Demanda del cliente i .

El CVRP para el problema de distribución de recursos consiste en minimizar la función objetivo (f):

$$1. f = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K T_{ijk} * X_{ijk} \rightarrow \min$$

$$2. f = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K T_{ijk} * X_{ijk} + \sigma \cdot \sum_{k=1}^K [\sum_{i=0}^n d_i Y_{ik} - C, 0] \rightarrow \min$$

La función objetivo (1) tiene como propósito disminuir el tiempo total de transporte en los que se incurre al servir un número n de clientes, con el objetivo de encontrar la solución óptima al problema, mientras que la función de evaluación (2) está diseñada para calcular el valor de fitness de cada sub-ruta.

σ : Es un parámetro positivo autoajutable, el cual se divide en 0.1 si la demanda de los clientes es mayor a la capacidad del vehículo, de lo contrario se multiplica por 0.1.

$$\text{SI} \begin{cases} \text{Demanda acumulada} > \text{capacidad del vehiculo} & \frac{\sigma}{0.1} \\ \text{Demanda acumulada} \leq \text{capacidad del vehiculo} & \sigma * 0.1 \end{cases}$$

Además se deben cumplir las siguientes restricciones:

3. $\sum_{i=0}^n d_i Y_{ik} \leq C \rightarrow \forall k$
4. $\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n X_{ijk} = 1, j = 1, 2, 3, \dots, n$
5. $\sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^n X_{ijk} = 1, i = 1, 2, 3, \dots, n$
6. $\sum_{i=0}^n X_{itk} - \sum_{j=0}^n X_{tjk} = 0, \forall k, t = 1, 2, 3, \dots, n$
7. $\sum_{j=1}^n X_{0jk} \leq 1, k = 1, 2, 3, \dots, K$
8. $\sum_{i=1}^n X_{i0k} \leq 1, k = 1, 2, 3, \dots, K$
9. $X_{ijk} = 0 \text{ or } 1, \forall i, j, k$
10. $Y_{ik} = 0 \text{ or } 1, \forall i, k$

La restricción (3) describe que la demanda acumulativa de los clientes en una ruta no puede exceder el máximo de capacidad del vehículo, la (4) y (5) asegura que cada cliente es servido una sola vez. La restricción (6) verifica la continuidad de la ruta, la (7) y (8) indican que el vehículo no puede ser usado más de una vez, finalmente las restricciones (9) y (10) están asociadas a las variables de decisión.

7. SOLUCION AL CVRP USANDO EL ALGORITMO DE COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS.

El método de solución a desarrollar en el trabajo de investigación se fundamenta en la metaheurística algoritmo de colonia artificial de abejas mejorado mediante la implementación de determinada operación propia de los algoritmos evolutivos. Con el propósito de ampliar la exploración de los agentes (abejas) hacia nuevas zonas del espacio de búsqueda, se utiliza una estrategia de movimientos básicos de intercambio entre los arcos para explorar las soluciones generadas por las abejas. En la figura 7 se muestran las etapas del algoritmo, las cuales se discuten a continuación, Ver Anexo A la programación del algoritmo.

Etapa 1. Generar una solución inicial. Puede ser de manera aleatoria o a través de algoritmos heurísticos, en el presente algoritmo la solución inicial se genera con la heurística del Vecino más Cercano.

Etapa 2. Construcción de nuevas soluciones mediante los operadores de vecindad.

Etapa 3. Mejorar la solución aplicando operadores de búsqueda local.

Etapa 4. Actualización de la mejor solución.

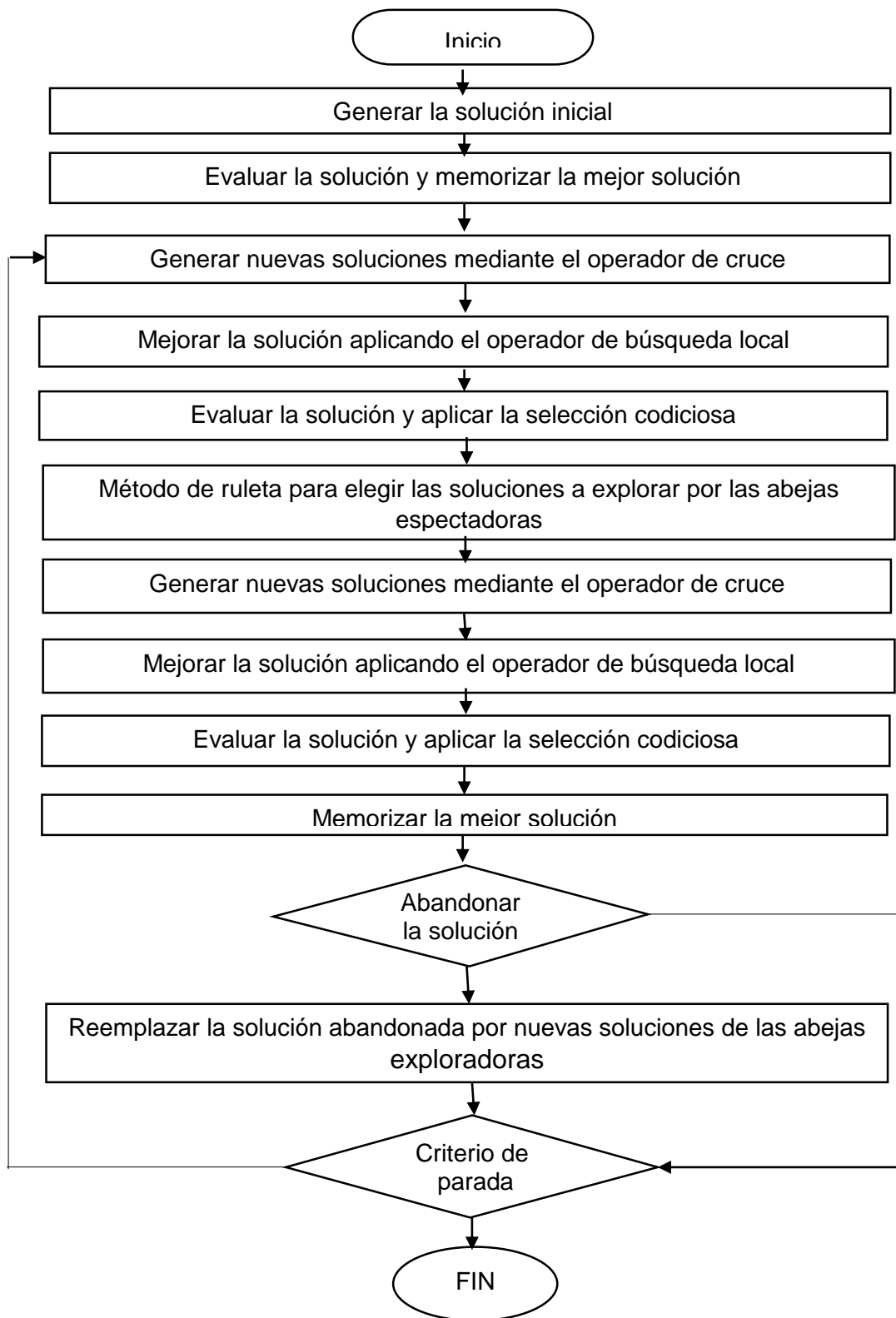
Etapa 5. Acumular número de iteraciones.

Etapa 6. Representación geo referenciada de las rutas para cada vehículo por medio de la API de google maps.

7.1. SOLUCION INICIAL

Para el cálculo de la solución de partida o solución inicial, se usó una técnica muy conocida en la literatura como lo es el vecino más cercano.

Figura 7. Diagrama de flujo del ABC



7.1.1. Heurística del vecino más cercano (Nearest Neighbor). El algoritmo del vecino más cercano fue introducido por primera vez por J. G. Skellam⁹⁵, en el cual se usan la mitad de las distancias observadas para determinar si los datos están agrupados. El mayor trabajo hecho para este algoritmo, fue hecho por P. J. Clark y F. C. Evans en 1954⁹⁶.

Este algoritmo determina una solución basada en la cercanía de ubicación, para unir un conjunto de clientes distribuidos en el espacio. El algoritmo consiste en ir construyendo las rutas de forma secuencial, eligiendo como nodo siguiente, al nodo más cercano del nodo actual, iniciando desde el depósito. La inspección de la cercanía de los nodos, se hace de manera iterativa, y en cada paso, se examina la vecindad del nodo actual para la elección del nodo a insertar en la ruta.

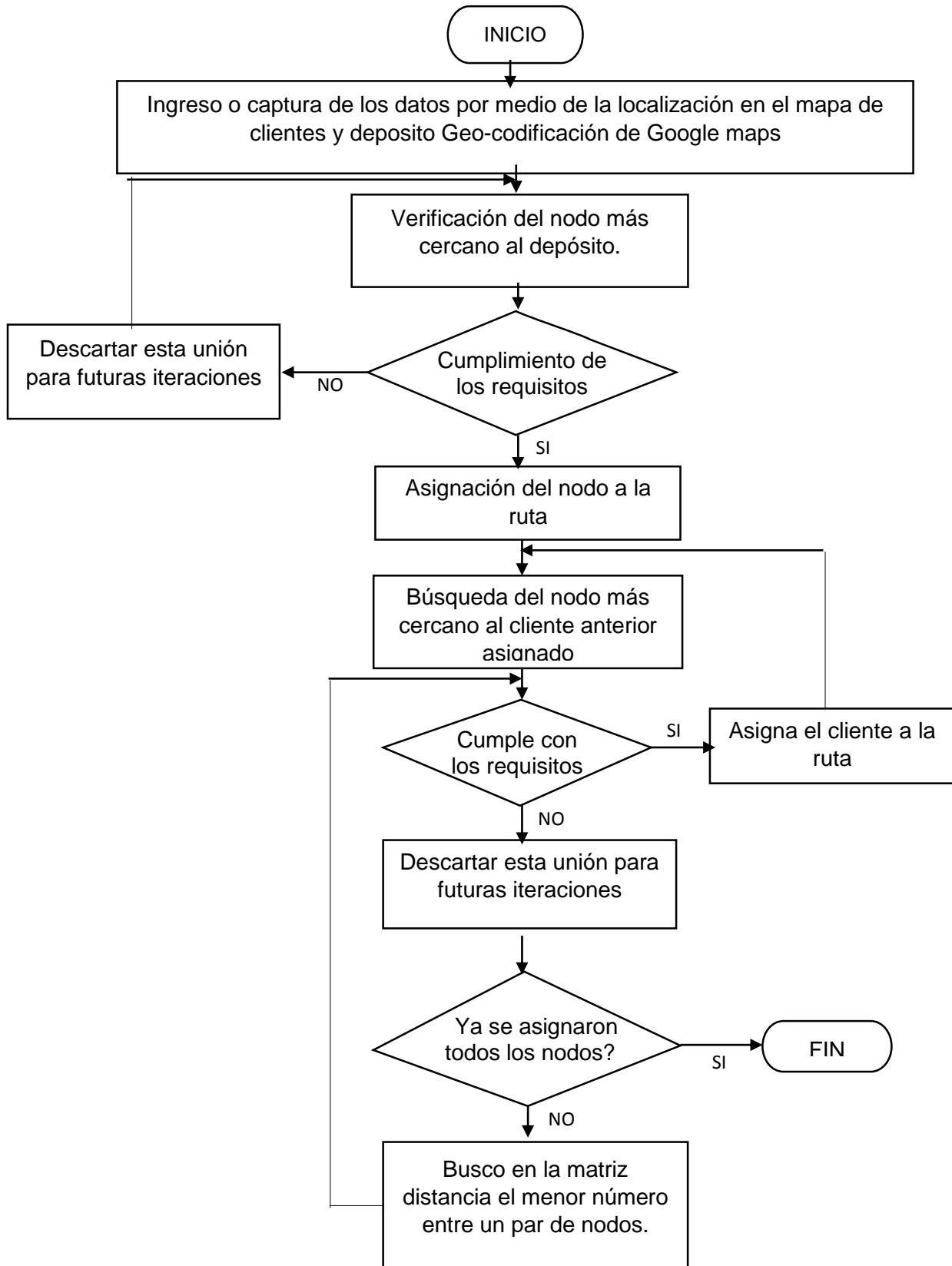
En el caso del CVRP se parte del depósito (cliente con demanda = 0) y se busca entre todos los clientes restantes el más cercano (menor distancia) a este depósito, luego busca el más cercano al último cliente encontrado y se va armando el tour de manera sucesiva hasta que se visiten todos los clientes. Además de tener en cuenta que se deben visitar todos los clientes, no se debe exceder la capacidad de los vehículos, a medida que se va alcanzando la capacidad de un vehículo se va empleando otro para la visita de los clientes faltantes. Cuando se visita el último cliente se debe retornar al depósito donde se inició el tour.

A continuación se muestra en la figura 8 el diagrama de flujo del funcionamiento del algoritmo del vecino más cercano.

⁹⁵ SKELLAM, J.G. A new method for determining the type of distribution of plant individuals. En: *Annals of Botany*. 1954. Pag. 213—227.

⁹⁶ CLARK. P.J y EVANS. F.C. Distance to nearest neighbour as a measure of spatial relationships in populations. 1954. Pag. 445—453.

Figura 8. Diagrama de flujo del vecino más cercano



Ejemplo: En la figura 9 se muestra la red de transporte conformada por los clientes (nodos) 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 y el nodo depósito 0. La tabla 1 muestra la matriz de costos. Por último la tabla 2 muestra las respectivas demandas de los clientes, la capacidad y el número de vehículos.

Figura 9. Red de transporte.

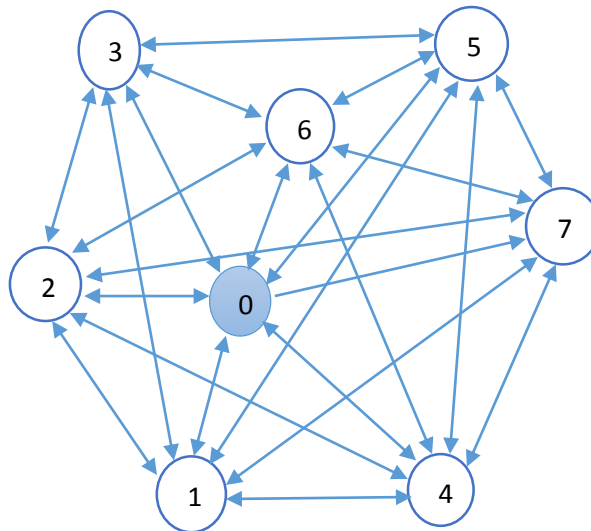


Tabla 1. Matriz de tiempo

	Deposito	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Deposito	-	32	18	20	25	32	30	34
C1	34	-	16	30	28	26	20	17
C2	16	20	-	15	23	27	31	16
C3	24	28	18	-	18	19	23	17
C4	23	30	24	20	-	21	28	31
C5	28	28	28	22	24	-	14	19
C6	32	22	30	21	26	17	-	12
C7	30	18	17	18	29	15	14	-

Tabla 2. Demandas de los clientes

Cliente	1	2	3	4	5	6	7
Demanda	40	38	50	24	26	48	20

Capacidad de los Vehículos **Q = 100**

Número de Vehículos **K = 3**

Para la construcción de un tour se llevan a cabo los pasos descritos a continuación:

- 1) Se empieza a construir el tour usando como punto de partida el cliente 0 (depósito).
- 2) El próximo cliente elegido es el cliente más cercano (menor tiempo), siempre que no esté incluido en el tour.
- 3) Repetir el paso 2 hasta que todos los clientes estén en el tour. En cada momento hay que verificar que no se viole la restricción de capacidad de los vehículos.

En el ejemplo anterior se parte desde el cliente 0 (depósito) y se elige el arco 0-2 ya que al revisar la tabla 1 se observa que el nodo cliente C2 es el de menor tiempo; ahora se está posicionando en el cliente C2, revisando la tabla 1 el arco de menor tiempo es el que va hacia 3. En este momento al primer vehículo solo le queda 12 unidades de capacidad y siendo las demandas de los clientes faltantes mayores, el vehículo debe regresar al depósito. Partiendo nuevamente del depósito, el vehículo 2 debe visitar el cliente 4 por el menor tiempo de recorrido, posteriormente se elige

el arco 4-5 y finalmente el vehículo visita el cliente 6, completando con este su máxima capacidad por lo que debe regresar al depósito. El tour hasta el momento queda de la siguiente manera 0-2-3-0-4-5-6-0. Quedan por visitar los clientes 1 y 7, por tanto se visita el cliente más cercano que es 1, desde el punto 1 solo nos falta visitar el cliente 7. El tour final se muestra en la figura 10 con un tiempo total de 228.

Figura 10. Solución inicial.

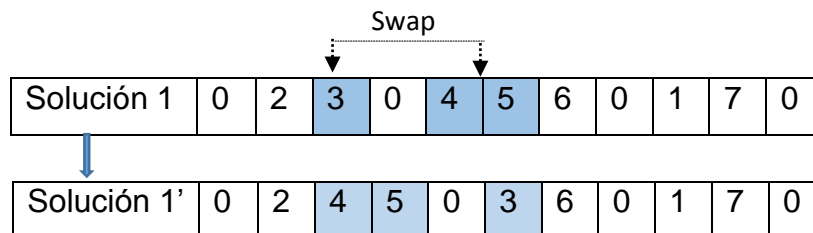
0	2	3	0	4	5	6	0	1	7	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

7.2. CONSTRUCCION DE NUEVAS SOLUCIONES.

En el ABC, las nuevas soluciones se generan a través de la modificación de la solución actual, es decir, una solución generada al azar. Sin embargo, cuando se aplica el ABC al CVRP, este mecanismo no funciona eficientemente, por lo cual, muchos investigadores ha tratado de adoptar diferentes operadores para mejorar la probabilidad de encontrar mejores soluciones, entre los cuales están el operador de intercambio, el operador inverso y el operador de inserción, como se describen en las siguientes figuras.

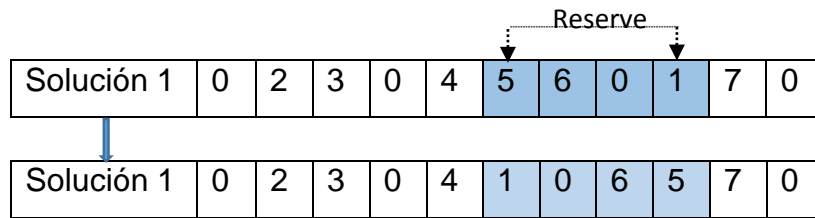
- **Operador Swap** : Este operador selecciona aleatoriamente las posiciones (en la solución vector) i y j con $i \neq j$, y intercambia los clientes que se encuentran en las posiciones i y j

Figura 11. Operador Swap



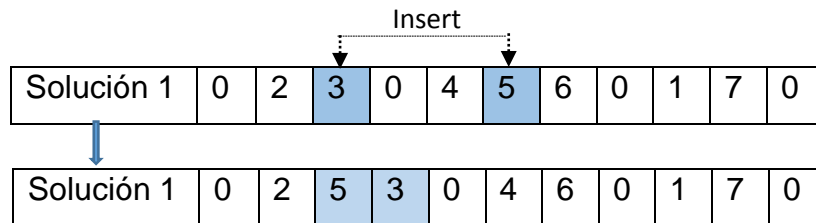
- **Operador Reserve:** Selecciona al azar una secuencia de clientes y depósito al azar y luego el orden de los correspondientes clientes y depósito se invierten, tal como se muestra en la figura 12.

Figura 12. Operador Reserve



- **Operador Insert:** Este operador se compone de posiciones i y j seleccionadas al azar con $i \neq j$, y se reubican los clientes de la posición j en la posición i

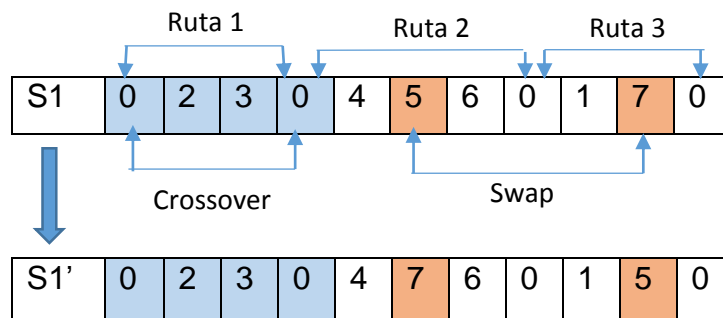
Figura 13. Operador Insert



Los operadores descritos anteriormente adquieren el uso de búsqueda al azar, haciendo que las sub-rutas creadas en la solución inicial puedan ser destruidas fácilmente de manera involuntaria. Por lo tanto, en esta investigación se incorpora el operador crossover del algoritmo genético, que hereda la mejor sub-ruta a la próxima solución.

En la figura 14 se muestra la aplicación del operador de crossover asexual y el operador swap seleccionados para generar las nuevas soluciones. S1 es la solución inicial [0-2-3-0-4-5-6-0-1-7-0], donde cada sub-ruta 1, 2 y 3 tienen un tiempo de recorrido de 57, 92 y 79 respectivamente. La aplicación del operador crossover selecciona la mejor sub-ruta y la reserva para la nueva solución, en el ejemplo la sub-ruta escogida es la 1, ya que tiene el menor tiempo. Las demás sub-rutas de esta solución serán modificadas por el operador swap intercambiando clientes. Siendo S1' una nueva solución.

Figura 14. Operador crossover y operador swap



En el CVRP clásico, cuando una solución viola la restricción de máxima capacidad, esta solución tiene que ser etiquetados como una solución no factible. Sin embargo, en esta investigación, se utiliza el mecanismo de evaluación para manejar la tolerancia de soluciones no factibles. Para cada solución, $x \in X$, sea $p(x)$ la violación total de las restricciones de capacidad, denotada como sigue:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \max \left\{ \sum_{i=1}^n d_i y_{ik} - Q, 0 \right\}$$

Cada solución se puede evaluar a través de la función de evaluación: $f(x) = t(x) + \delta \cdot p(x)$. Siendo $t(x)$ el tiempo de recorrido de cada vehículo, y δ un parámetro

positivo autoajutable. Esto permite la existencia de soluciones no factibles durante el proceso de búsqueda, pero que son excluidas al final.

7.3. MEJORAR SOLUCIONES

En esta investigación se mejoran las nuevas soluciones aplicando mecanismos de búsqueda local para cada sub-ruta. Dependiendo de la longitud de la sub-ruta se consideran los enfoques 2-opt y 3 opt.

7.3.1. BÚSQUEDA LOCAL. La solución de un problema hallada mediante un procedimiento puede mejorarse mediante un método o algoritmo de búsqueda local. Los métodos de búsqueda local parten de una solución x y mediante la aplicación de una operación llamada movimiento, transforma esa solución en una solución diferente x' denominada solución vecina. El conjunto de soluciones que se pueden definir a partir de la solución actual x , mediante la implementación del movimiento es llamado vecindario $N(x)$. Si una solución vecina x' tiene mejor evaluación (fitness) de la función objetivo que la solución actual, x' reemplaza a x .

La búsqueda local (BL) es un método usado con frecuencia en el campo de la inteligencia artificial debido a que se obtienen buenos resultados en la resolución de problemas de optimización de tipo NP-Hard.

7.3.1.1. Procedimiento de intercambio. La búsqueda local con k -intercambio, conocido como k -opt consiste en eliminar k ($k > 1$) arcos de la solución y reconectar los k segmentos restantes de tal manera que se conforme una solución diferente a la inicial.

En una trayectoria o camino con n nodos, existen $\binom{n}{k}$ maneras posibles de eliminar k arcos, y $2^{k-1}(k-1)!$ formas de construir nuevas trayectorias (incluyendo la ruta original). Una solución es óptima siempre y cuando esta no puede ser mejorada empleando k -intercambios. El tiempo computacional que se requiere para examinar un movimiento k -intercambio tiene complejidad por lo menos $O(n^k)$.

Los procedimientos k -opt, generalmente más implementados son 2 -opt y 3 -opt. Hay que tener en cuenta que no todas las posibilidades de nuevas rutas se van a evaluar, debido a que estas heurísticas deben satisfacer las restricciones y condiciones del problema. En las siguientes figuras se observa los intercambios de arcos para 2 -Opt (Figura 14) y algunos movimientos para 3 - Opt (Figura ¿?).

Figura 15. Procedimiento 2-Opt

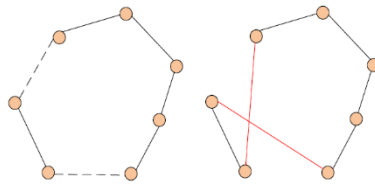
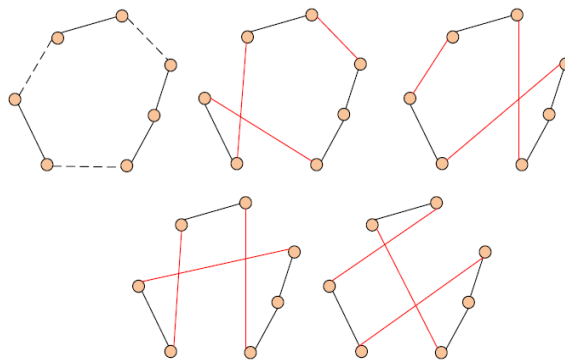


Figura 16. Procedimiento 3- Opt.



7.4. ACTUALIZACIÓN DE LA MEJOR SOLUCIÓN.

En cada iteración, después de aplicar el operador de búsqueda local a cada sub-ruta con el fin de mejorar la solución actual, se contrastan las soluciones generadas con la función de evaluación para elegir la que tenga un mejor fitness.

7.5. ACUMULAR NÚMERO DE ITERACIONES.

Si el número de la iteración actual es igual que el total de iteraciones definidas, entonces esta será la mejor ruta encontrada y por consiguiente la solución del CVRP. De lo contrario volver a la etapa 2.

7.6. REPRESENTACIÓN GEO REFERENCIADA DE LAS RUTAS PARA CADA VEHÍCULO POR MEDIO DE LA API DE GOOGLE MAPS

Una vez el algoritmo arroja el resultado al problema del CVRP, la API de google maps realiza una representación gráfica de la ruta asignada a cada vehículo, teniendo en cuenta la red vial vigente.

8. VALIDACION DEL ALGORITMO.

Con el fin de validar el algoritmo de solución propuesto, es necesario evaluar casos (instancias) de prueba de la literatura a partir de los cuales se pueda medir la eficiencia del algoritmo de colonia artificial de abejas. De los problemas encontrados en la bibliografía se escogieron 10 considerados representativos para el diseño de experimentos. Las 10 instancias escogidas son el A-n37-k6, A-n32-K5, B-n32-K5, B-n43-K7, P-n16-K8, P-n22-K2 de Augerat et al (1998) y E-n16-K3, E-n22-K4, E-n23-K3, E-n33-K4 de Christofides y Elion (1969), problemas característicos por ser de tipo simétrico (coordenadas euclidianas).

La decodificación de las instancias analizadas se presenta de la siguiente manera; **X-NYY-KZ**. Donde, **X** es igual a “A, B, P o E” que indica el autor de la instancia, **YY** es el número de nodos del sistema; es decir, el número de clientes más el depósito. Finalmente, **Z** representa el número de vehículos a utilizar. Las 10 instancias trabajadas en el presente documento pueden ser descargadas de la página Web del VRP (NEO Research Group (2013))⁹⁷.

Cada instancia que conforma el banco de prueba fue corrida para un número de iteraciones de 200, 500, 700, 1000 y 2000 respectivamente, escogiendo la mejor solución obtenida por el algoritmo propuesto y comparándola con la mejor solución conocida para cada problema, calculando así el porcentaje de diferencia entre las dos soluciones. El lenguaje de programación que se usó para probar la eficiencia del algoritmo es Go (Código libre desarrollado por Google) versión 1.5 y ejecutado en un computador ASUS X555L, con un procesador CORE i7 de 64 Bits, 3.1 GHz y

⁹⁷ Librería instancias, disponible en <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/capacitated-vrp-instances/>

8 GB de memoria RAM. Compatible con los siguientes sistemas operativos Windows XP o posterior, Mac OS X 10.6 o posterior, Linux 2.6.23 o posterior con glibc.

Una de las características clave por las cuales se programó en Go, es la adaptabilidad del código a múltiples plataformas, en este caso se integró con Google Maps para lograr una interfaz gráfica del algoritmo colonia artificial de abejas.

Esta programación se realiza enlazando paquetes. Un paquete a su vez, se construye a partir de uno o más archivos fuente que juntos declaran constantes, tipos, variables y funciones propias del paquete y que son accesibles en todos los archivos del mismo paquete. Estos elementos se pueden exportar y utilizar en otras interfaces. Go compila rápidamente a código máquina, es un lenguaje tipado estáticamente, compilado y por lo tanto rápido, que se siente como un lenguaje interpretado y tipado dinámicamente. Otra aplicación importante es el cálculo en paralelo en una CPU de múltiples núcleos. Si el cálculo se puede fragmentar en partes separadas es posible ejecutarlas independientemente, ésta opción se utilizó en la función de permutación entre sub-rutas (`internalPermutations`) con el objetivo de agilizar el tiempo de procesamiento.

8.1. RESULTADO DE LA VALIDACION DE INSTANCIAS

La siguiente tabla muestra los mejores resultados obtenidos hasta el momento para las 10 instancias discutidas.

Tabla 3. Mejores resultados encontrados en las librerías.

PROBLEMA	RESPUESTA EN LIBRERÍA
A-n32-K5	949
A-n37-K6	784
B-n31-K5	672
B-n43-K6	742
E-n16-K3	262
E-n22-K4	375
E-n23-K3	569
E-n33-K4	845
P-n16-K8	450
P-n22-K2	216

Los resultados de la validación de las instancias se pueden ver a continuación en la tabla 4.

Tabla 4. Datos obtenidos al aplicar el ABC mejorado.

PROBLEMA	ALGORITMO DE COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS				
	NUMERO DE ITERACIONES				
	200	500	700	1000	2000
A-n37-K6	993	986,22	977	966,79	949,96
A-n32-K5	891,22	820,65	817,39	809,38	809,38
B-n31-K5	753,91	740,02	729,12	717,96	713,84
B-n43-K6	875,5	873,3	869,06	868,91	867,03
E-n16-K3	284,42	284,42	284,42	284,42	284,42
E-n22-K4	425,44	416,44	409,44	400,44	396,44
E-n23-K3	633,77	630,77	625,77	623,77	613,77
E-n33-K4	904,09	898,1	897,93	897,93	897,93
P-n16-K8	484,3	479,84	478,87	473,68	473,68
P-n22-K2	233,67	232,32	230,42	228,16	224,73

Con los datos presentados en la tabla 3 y los resultados obtenidos en las instancias validadas por medio del algoritmo de colonia artificial de abejas, se calcula el

porcentaje de diferencia entre las soluciones. Los resultados se muestran a continuación.

Tabla 5. Porcentaje de diferencia respecto al óptimo de librerías.

PROBLEMA	ALGORITMO ARTIFICIAL DE COLONIA DE ABEJAS				
	NUMERO DE ITERACIONES				
	200	500	700	1000	2000
A-n37-K6	4,64%	3,92%	2,95%	1,87%	0,10%
A-n32-K5	13,68%	4,67%	4,26%	3,24%	3,24%
B-n31-K5	12,19%	10,12%	8,50%	6,84%	6,23%
B-n43-K6	17,99%	17,70%	17,12%	17,10%	16,85%
E-n16-K3	8,56%	8,56%	8,56%	8,56%	8,56%
E-n22-K4	13,45%	11,05%	9,18%	6,78%	5,72%
E-n23-K3	11,38%	10,86%	9,98%	9,63%	7,87%
E-n33-K4	6,99%	6,28%	6,26%	6,26%	6,26%
P-n16-K8	7,62%	6,63%	6,42%	5,26%	5,26%
P-n22-K2	8,18%	7,56%	6,68%	5,63%	4,04%

En la tabla anterior se puede observar que el porcentaje de error de las instancias analizadas se encuentra por debajo del 10%, lo que indica que el algoritmo de colonia artificial de abejas es competitivo.

9. RESULTADOS COMPUTACIONALES.

Se propuso un algoritmo de colonia artificial de abejas mejorado para dar solución al problema de distribución de recursos, el algoritmo es ejecutado mediante datos de entrada previamente definidos arrojando una buena solución en un tiempo computacional corto. En la tabla 6 se muestra la demanda de cada uno de los albergues utilizados en esta investigación. En el anexo B se encuentra la información correspondiente para hallar la demanda de cada albergue.

Tabla 6. Demanda de los albergues utilizados en esta investigación.

NOMBRE DEL ALBERGUE	N° ALBERGADOS
Colegio Inem	2442
Colegio Jose Celestino Mutis	1003
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	403
Colegio Militar General Santander	395
Instituto Santa Maria Goretti	2260
Colegio Aurelio Martinez Mutis	878
Colegio Campo Hermoso	1068
Instituto Club Union	430
Colegio Santander	258
Colegio Francisco de Paula Santander	258
Institucion Educativa Las Americas	114
Colegio Bicentenario	524
Colegio Jorge Ardila Duarte	634
Instituto Técnico Nacional de Comercio	1002
Instituto Educativo Camacho Carreño	395
Escuela Normal Superior de Bucaramanga	1912
Instituto Gabriela Mistral De Bucaramanga	382
Instituto Gustavo Cote Uribe	97
Instituto La Libertad	484
Instituto Tecnico Rafael Herrero	1336
Institución Educativa Maiporé	1262
Institución Educativa Nuestra Señora del Pilar	1033
Colegio del Oriente Miraflores	395
Institucion Educativa Promocion Social del Norte	686
Institucion Educativa Liceo Patria	611
Instituto San José de La Salle	588
Instituto Tecnico Damaso Zapata	726

Institucion Educativa Politecnico	973
Colegio Tecnico Empresarial José Maria Estevez	245
Colegio Gimnasio superior	236
Colegio Salesiano	427
Colegio Nuestra Señora de Fatima	301
Instituto Educativo Comuneros	336
Colegio Sagrado Corazon de Jesus	120
Colegio Virrey Solis	78
Colegio de la Santisima Trinidad	101
Colegio Psicopedagogico Carls Roger	60
Colegio Americano	94
Colegio San Sebastian	588
Colegio Incades	408
Colegio Metropolitano Real de Minas	387
Colegio Bilingue Divino Niño	698
Colegio La Consolata	409
Colegio San Pedro Claver	219
Colegio Caldas	425
Colegio Federico Ozama	647
Concentracion Provenza	87
Instituto La Salle	652
Parque Cristo Rey	876
Parque San Francisco	711
Parque Mejoras Publicas	444
Parque Las Palmas	504
Parque San Pio	1429
Parque Centenario	99
Parque Antonia Santos	617
Parque Santander	421
Parque Simon Bolivar	125
Parque Las Cigarras	1486
Parque Garcia Rovira	130
Parque Romero	427
Parque Alvarez	235
Parque de Los Niños	1456
Parque de Las Estatuas	336
Parque de Los Leones	191
Parque Provenza	250
Polideportivo Mutis	309
Polideportivo Campo Hermoso	1026
Polideportivo Los Naranjos	782

Polideportivo Keneddy	739
Polideportivo del Norte	823
Polideportivo La Marte	354
Velodromo Alfonso Florez	752

Basados en el análisis de inventario de equipamiento, donde cada vehículo tiene una capacidad de 608 kits y cada kit alcanza en promedio para 5 personas entonces:

$$\text{Numero de vehiculos} = \frac{\text{Requerimeintos Totales}}{\text{Capacidad del Vehiculo}}$$

Donde, los requerimientos totales están definidos por la suma de las demandas (Número de personas) de cada uno de los albergues y la capacidad del vehículo se halla multiplicando el número de kits por el número promedio de personas.

Requerimientos totales = 43589

Capacidad del vehículo = 608 * 5 = 3040

$$\text{Numero de vehiculos} = \frac{43589}{3040} = 14,33 \approx 15$$

VEHICULOS	CAPACIDAD
15	3040

A continuación se muestran los resultados obtenidos por el algoritmo de colonia artificial de abejas planteado para esta investigación, donde la ruta 0 es la ruta que recorre el primer vehículo, la ruta 1 es recorrida por el vehículo 2 y así sucesivamente hasta que los 15 vehículos hacen su respectivo ruteo.

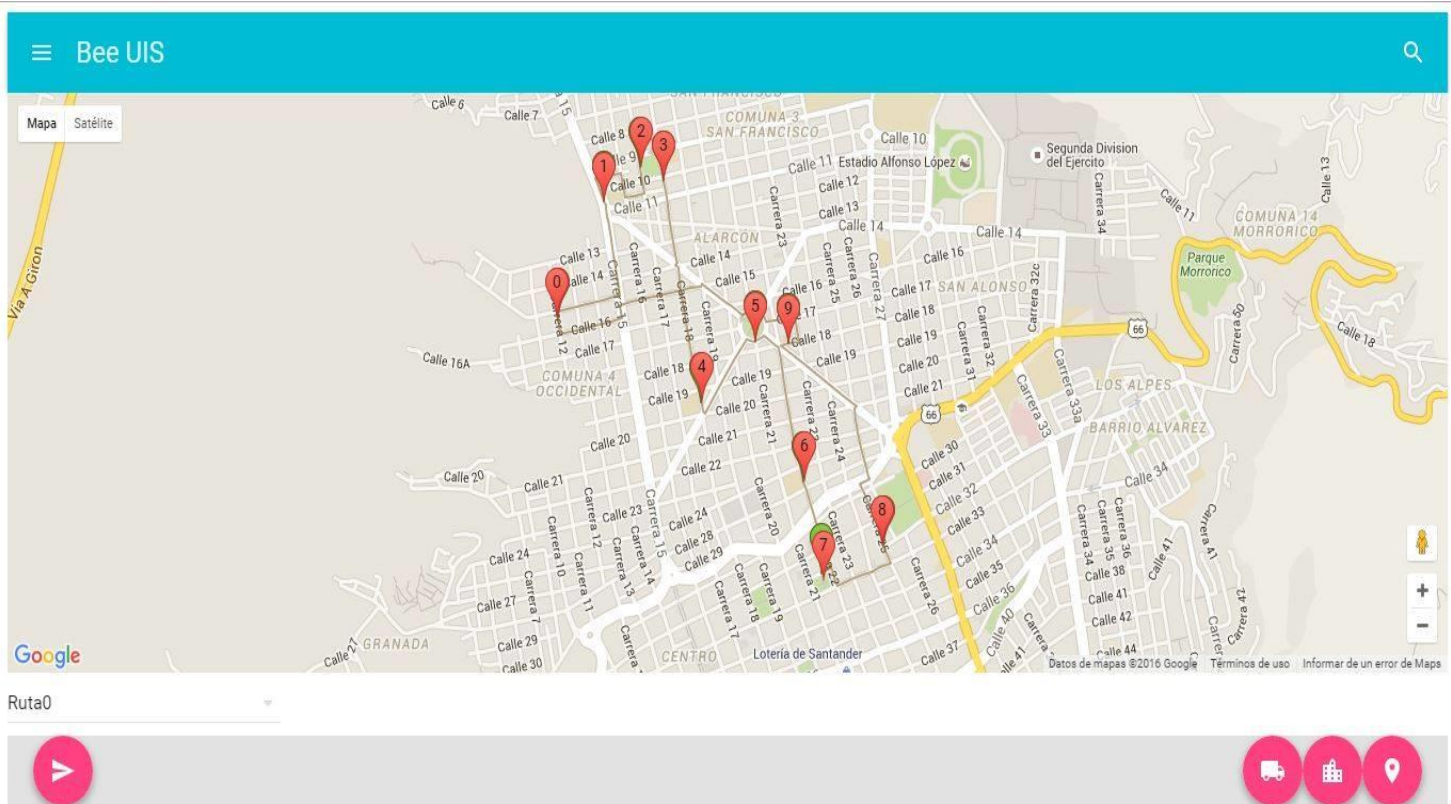
Cuadro 2. Albergues visitados por el vehículo 1

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Colegio Sagrado Corazón de Jesús	120
2	Parque Cristo Rey	876
3	Instituto Comuneros	336
4	Colegio Americano	94
5	Parque San Francisco	711
6	Colegio Santísima Trinidad	101
7	Parque Antonia Santos	617
8	Colegio Psicopedagógico Carls	60
9	Colegio Francisco Virrey	78
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 0 = 2993

Tiempo de viaje ruta 0 = 23,2 minutos

Figura 17. Ruta 0



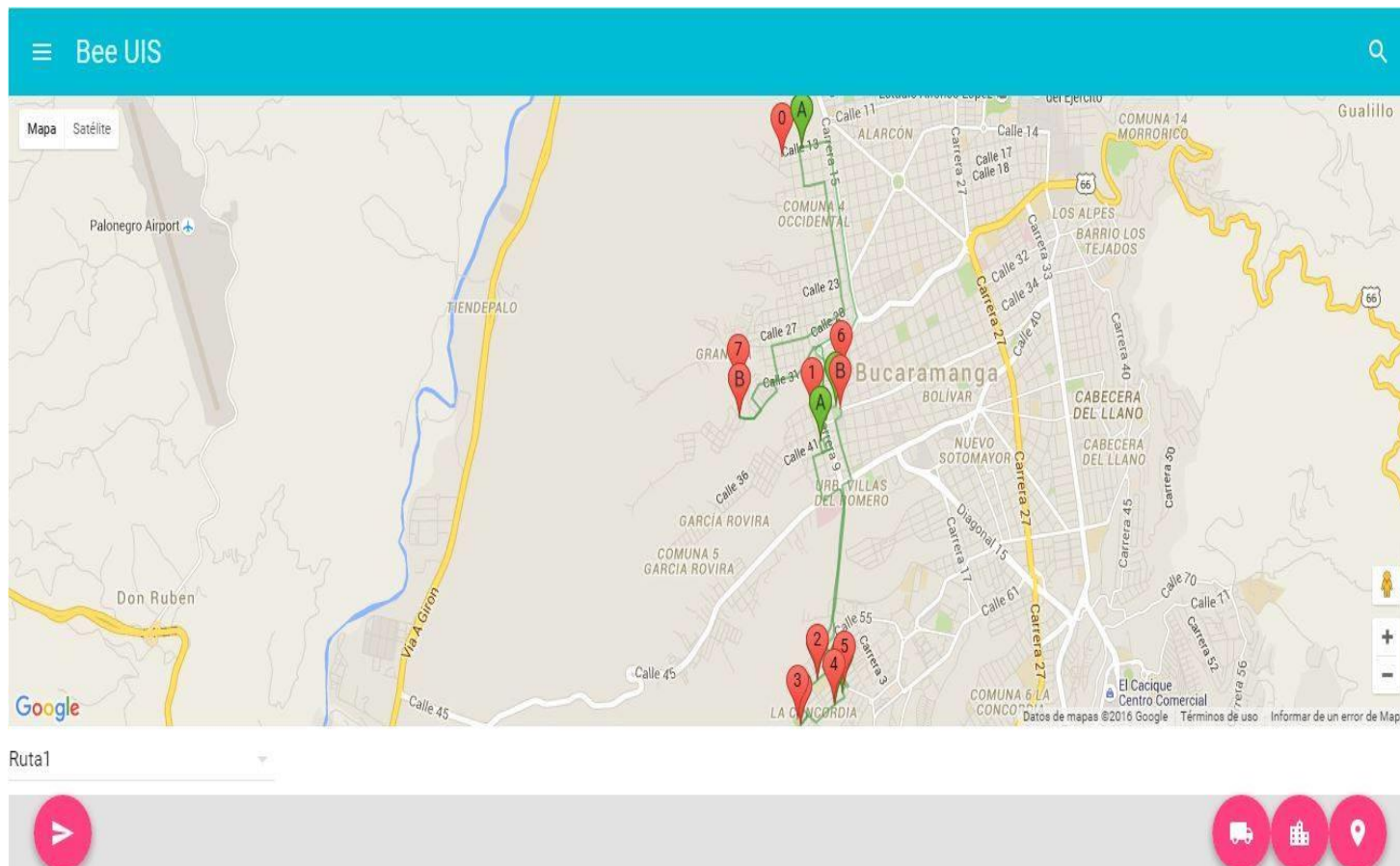
Cuadro 3. Albergues visitados por el vehículo 2.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Instituto Camacho Carreño	395
2	Colegio José Celestino Mutis	1003
3	Cancha Mutis	309
4	Colegio Nuestra Señora Divino Amor	403
5	Colegio Bilingüe La Consolata	409
6	Parque García Rovira	130
7	Colegio Francisco de Paula Santander	258
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 1 = 2907

Tiempo de viaje ruta 1 = 45,36 minutos

Figura 18. Ruta 1



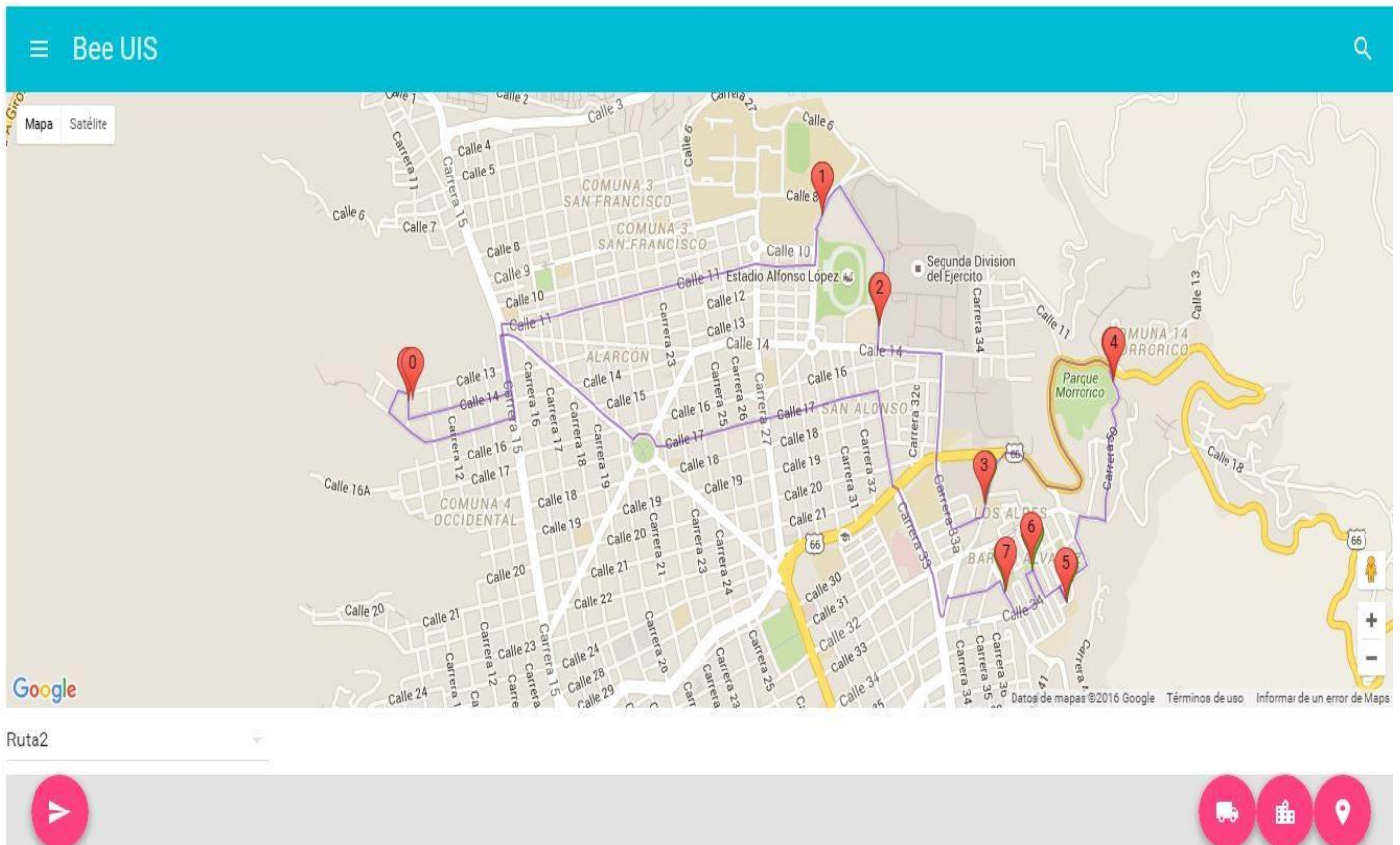
Cuadro 4. Albergues visitados por el vehículo 3.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Cancha La Marte	354
2	Velódromo Alfonso Flores	752
3	Colegio Militar General Santander	395
4	Colegio del Oriente Miraflores	395
5	Colegio Bicentenario de la Independencia	524
6	Parque Álvarez	235
7	Institución Educativa las Américas	114
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 2 = 2769

Tiempo de viaje ruta 2 = 37,31 minutos

Figura 19. Ruta 2



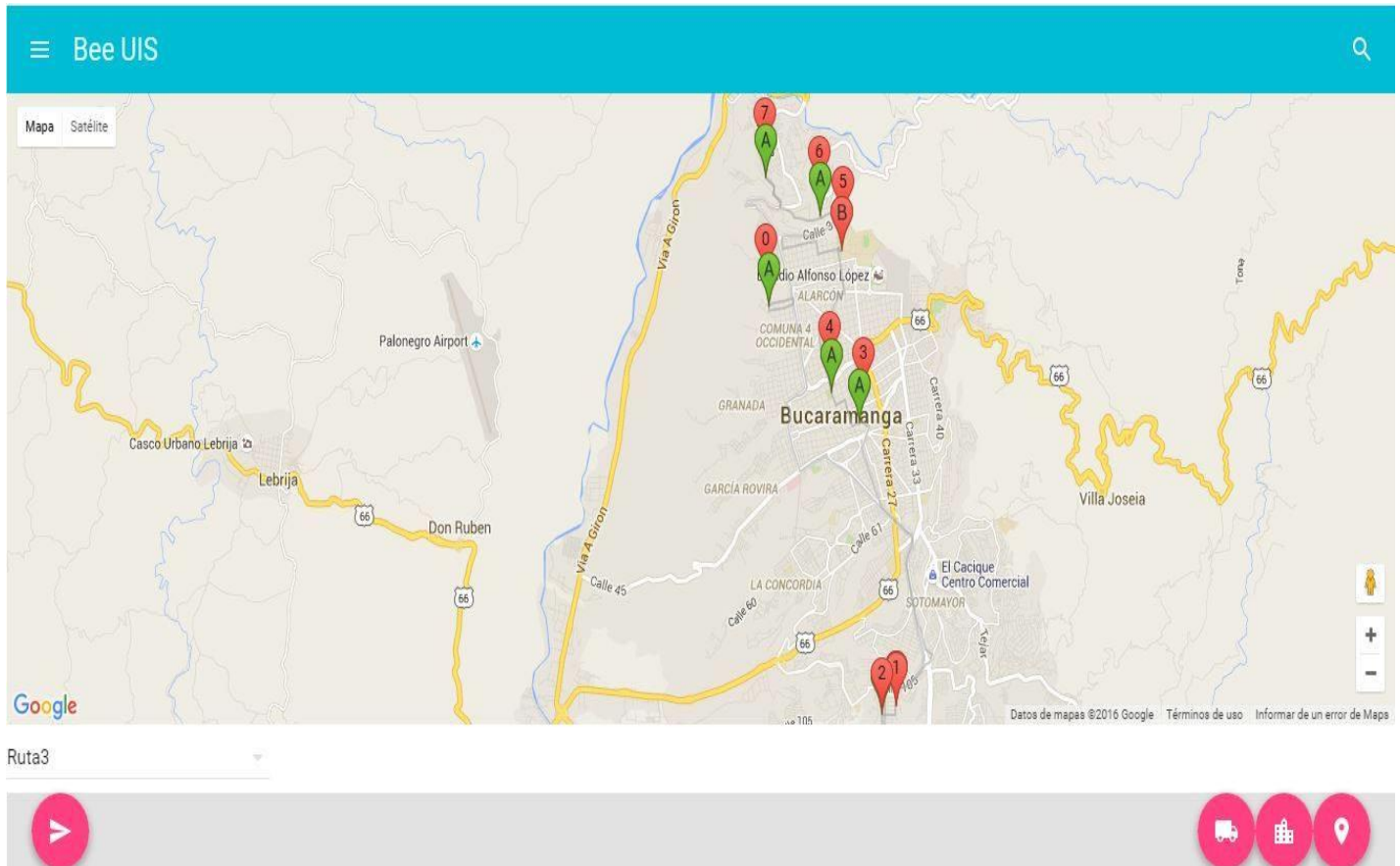
Cuadro 5. Albergues visitados por el vehículo 4.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Concentración Provenza	87
2	Parque Provenza	250
3	Parque Simón Bolívar	125
4	Parque Centenario	99
5	Colegio Santander	258
6	Instituto Promoción del Norte	686
7	Instituto Técnico Rafael Herreros	1336
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 3 = 2841

Tiempo de viaje ruta 3 = 49,18 minutos

Figura 20. Ruta 3



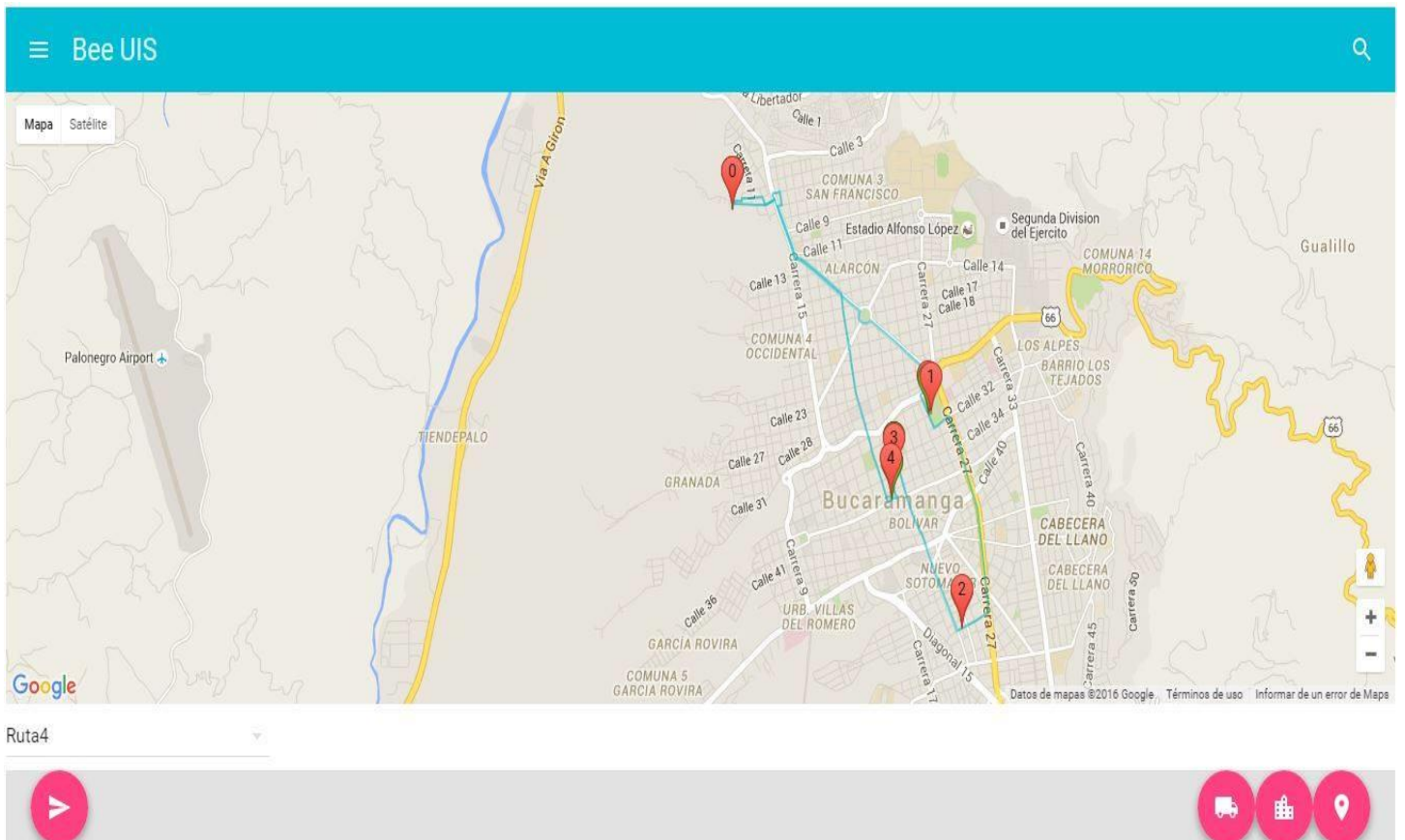
Cuadro 6. Albergues visitados por el vehículo 5.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Parque de los Niños	1456
2	Colegio José Ardila Duarte	634
3	Colegio Incades	408
4	Parque Santander	421
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 4 = 2919

Tiempo de viaje ruta 4 = 28,56 minutos

Figura 21. Ruta 4



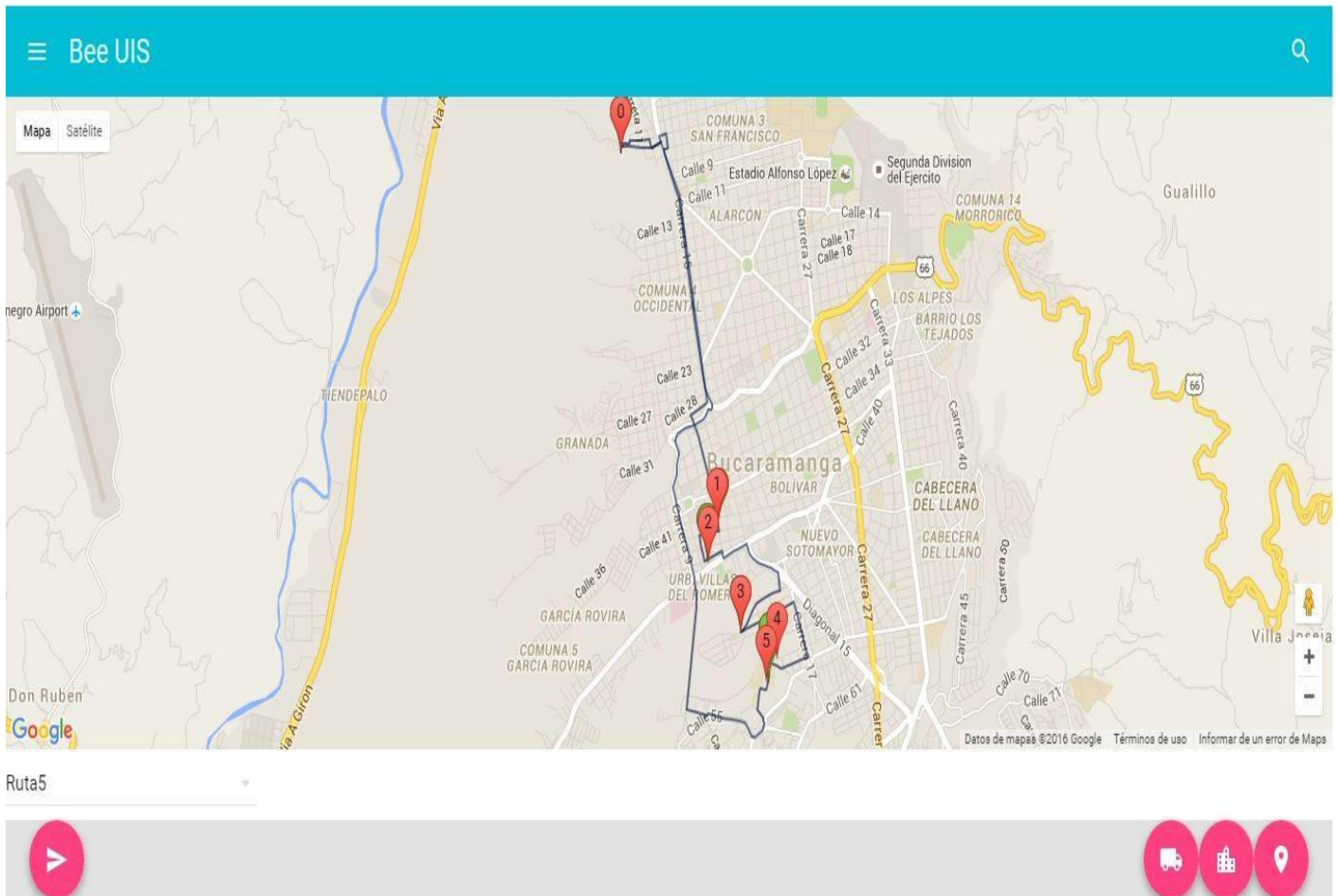
Cuadro 7. Albergues visitados por el vehículo 6.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Colegio Nuestra Señora de Fátima	301
2	Parque Romero	427
3	Colegio José María Estévez	245
4	Instituto Técnico Nacional del Comercio	1002
0	Institución Educativa Politécnico	973
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 5 = 2948

Tiempo de viaje ruta 5 = 40,5 minutos

Figura 22. Ruta 5



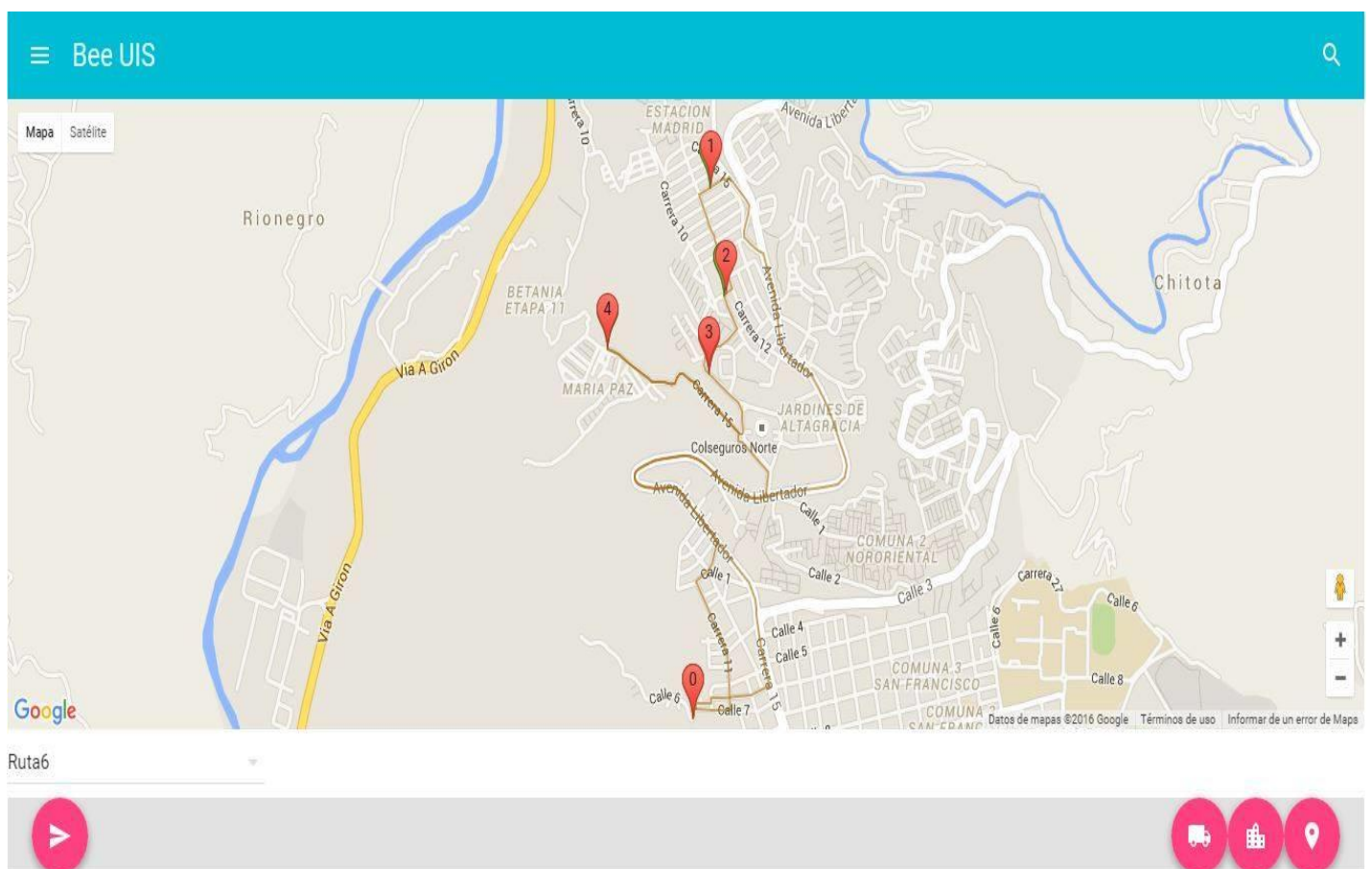
Cuadro 8. Albergues visitados por el vehículo 7.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Institución Educativa Maipore	1262
2	Cancha Kennedy	739
3	Polideportivo Norte	823
4	Instituto Gustavo Cote Uribe	97
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 6 = 2921

Tiempo de viaje ruta 6 = 61,16 minutos

Figura 23. Ruta 6



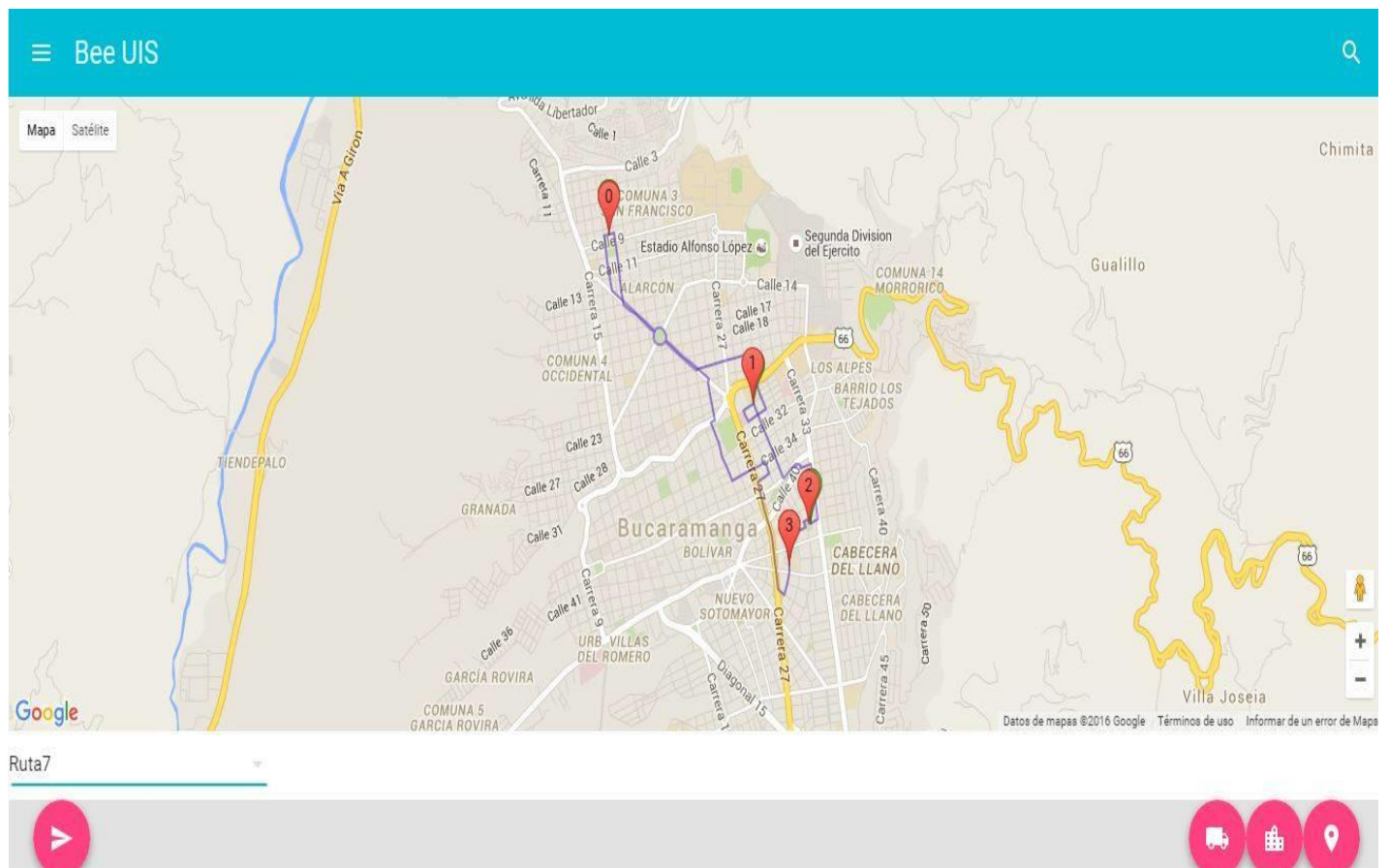
Cuadro 9. Albergues visitados por el vehículo 8.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Escuela Normal Superior	1912
2	Parque de las palmas	504
3	Colegio San Pedro Claver	219
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 7 = 2635

Tiempo de viaje ruta 7 = 24,63 minutos

Figura 24. Ruta 7



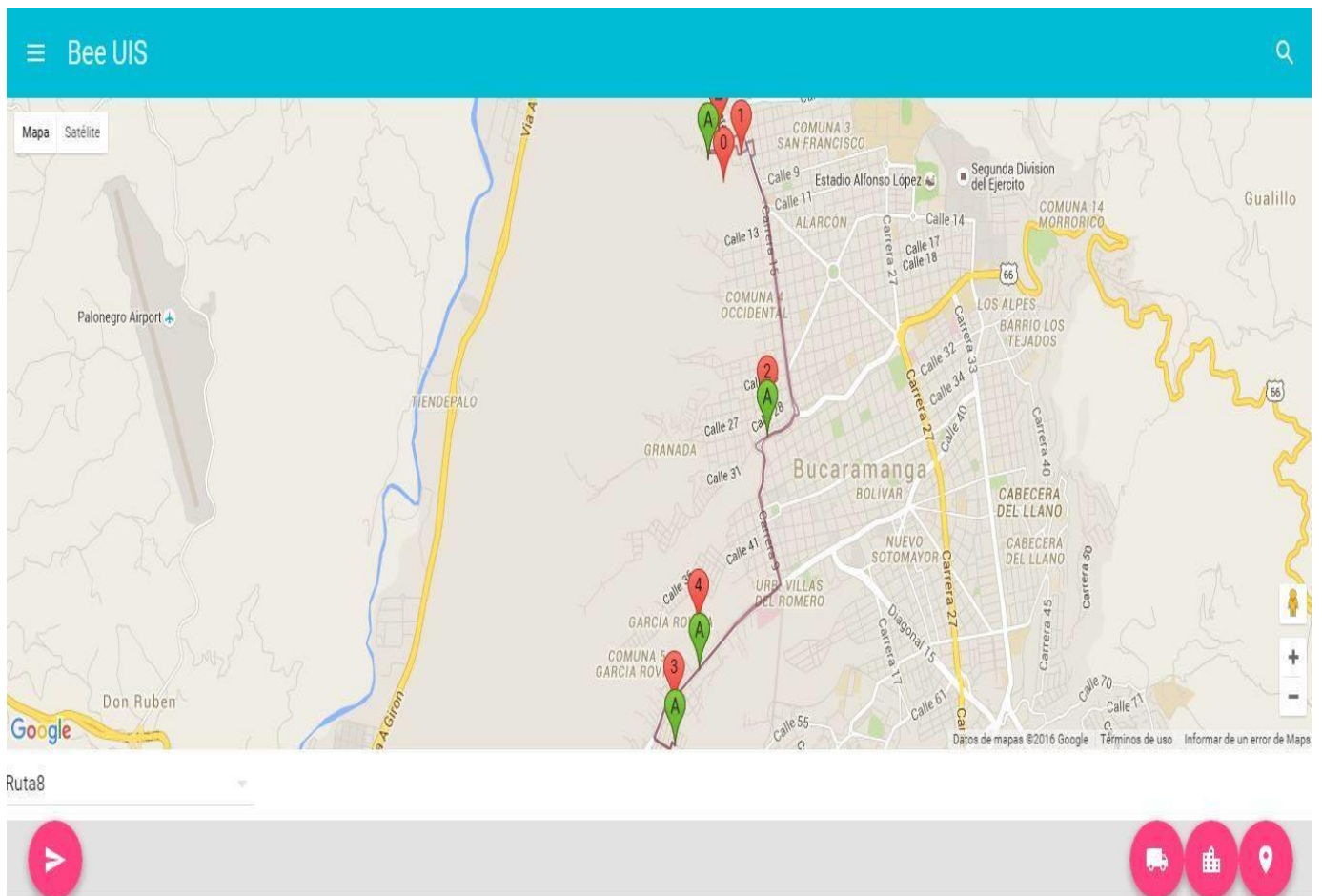
Cuadro 10. Albergues visitado por el vehículo 9.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Instituto Club Unión	430
2	Colegio Salesiano	427
3	Colegio Campo Hermoso	1068
4	Cancha Campo Hermoso	1026
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 8 = 2951

Tiempo de viaje ruta 8 = 33,4 minutos

Figura 25. Ruta 8



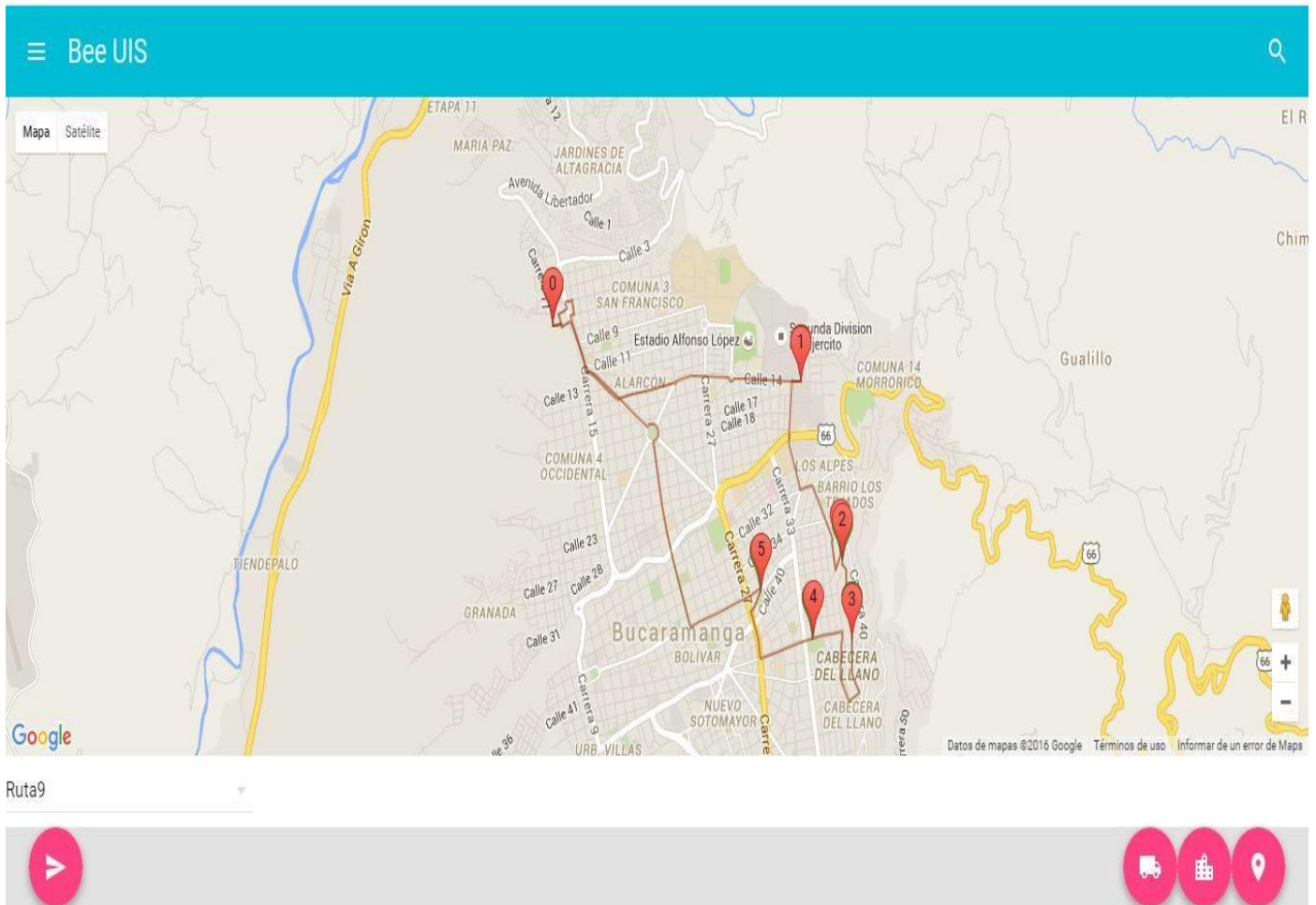
Cuadro 11. Albergues visitados por el vehículo 10.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Instituto Liceo Patria	611
2	Parque Los Leones	191
3	Parque Las Estatuas	336
4	Parque San Pio	1429
5	Parque Las Mejoras Publicas	444
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 9 = 3011

Tiempo de viaje ruta 9 = 36,58 minutos

Figura 26. Ruta 9



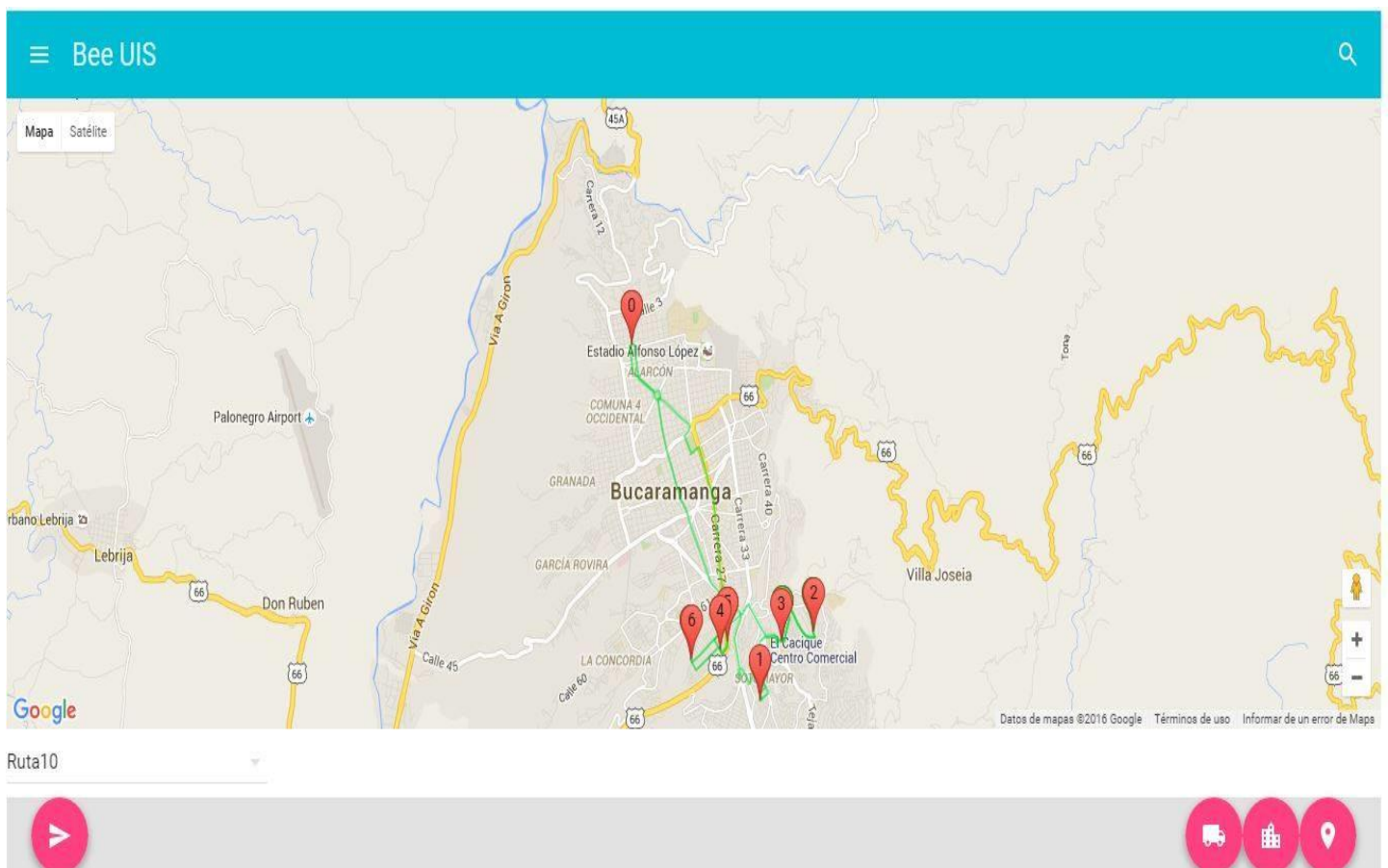
Cuadro 12. Albergues visitados por el vehículo 11.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Instituto La Libertad	484
2	Colegio Gimnasio San Sebastián	588
3	Colegio Caldas	425
4	Colegio La Salle	652
5	Colegio San José	588
6	Colegio Gimnasio Superior	236
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 10= 2973

Tiempo de viaje ruta 10 = 59,68 minutos

Figura 27. Ruta 10



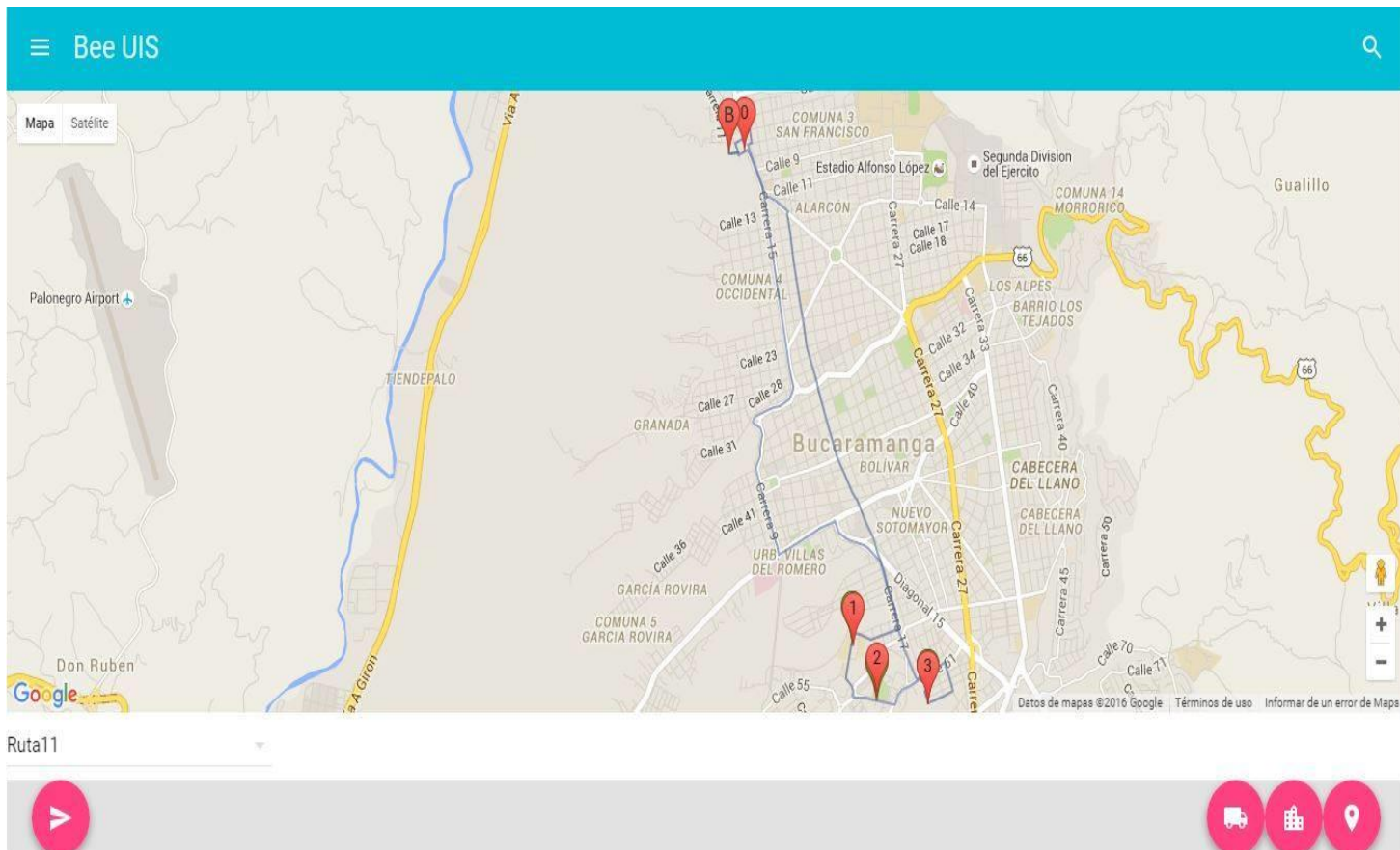
Cuadro 13. Albergues visitados por el vehículo 12.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Instituto Nuestra Señora del Pilar	1033
2	Parque de las Cigarras	1486
3	Colegio Real de Minas	387
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 11 = 2906

Tiempo de viaje ruta 11 = 44,78 minutos

Figura 28. Ruta 11



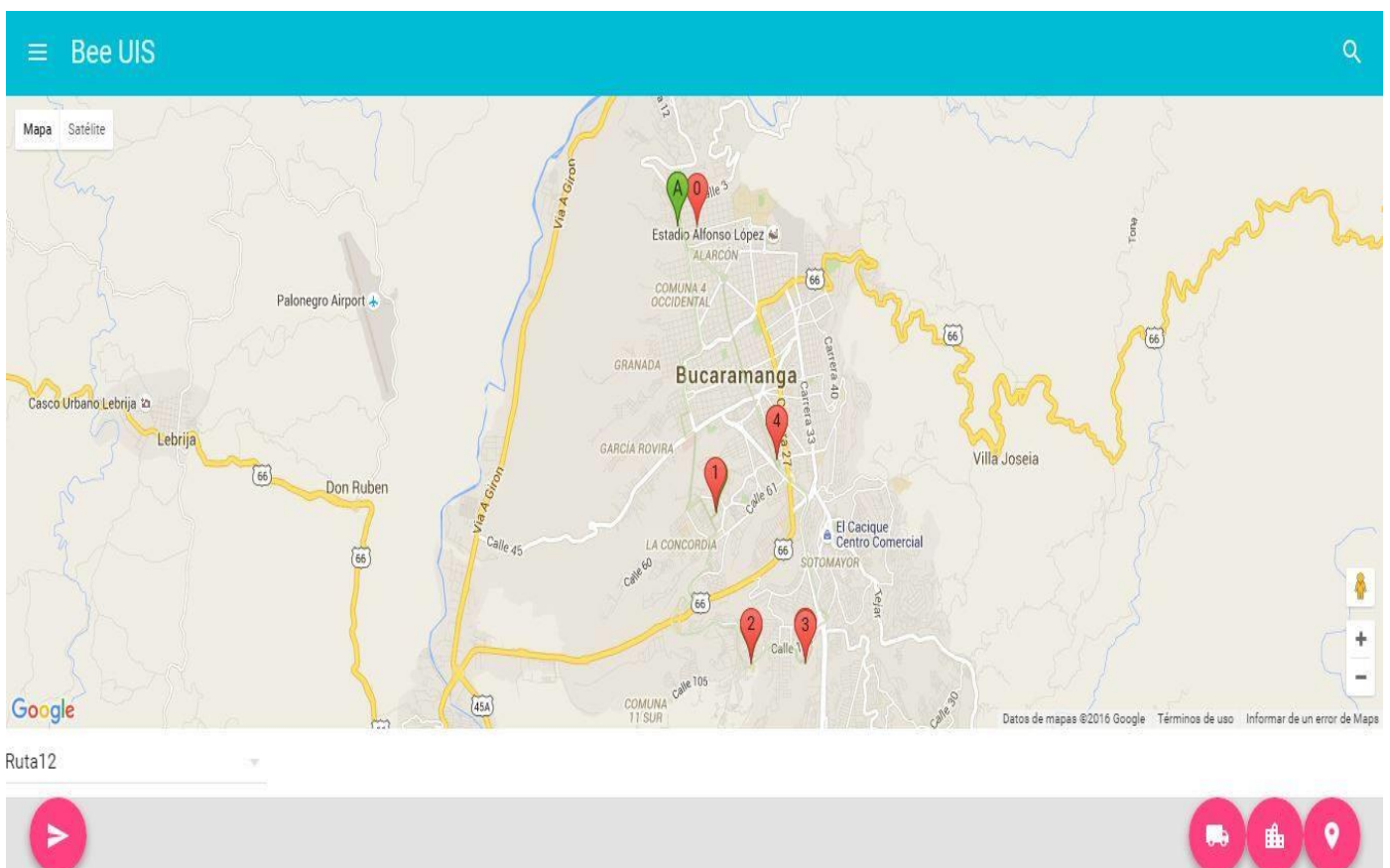
Cuadro 14. Albergues visitados por el vehículo 13.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Cancha Los Naranjos	782
2	Colegio Bilingüe Divino Niño	698
3	Colegio Federico Ozanam	647
4	Colegio Aurelio Mutis	878
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 12 = 3005

Tiempo de viaje ruta 12 = 51,95 minutos

Figura 29. Ruta 12



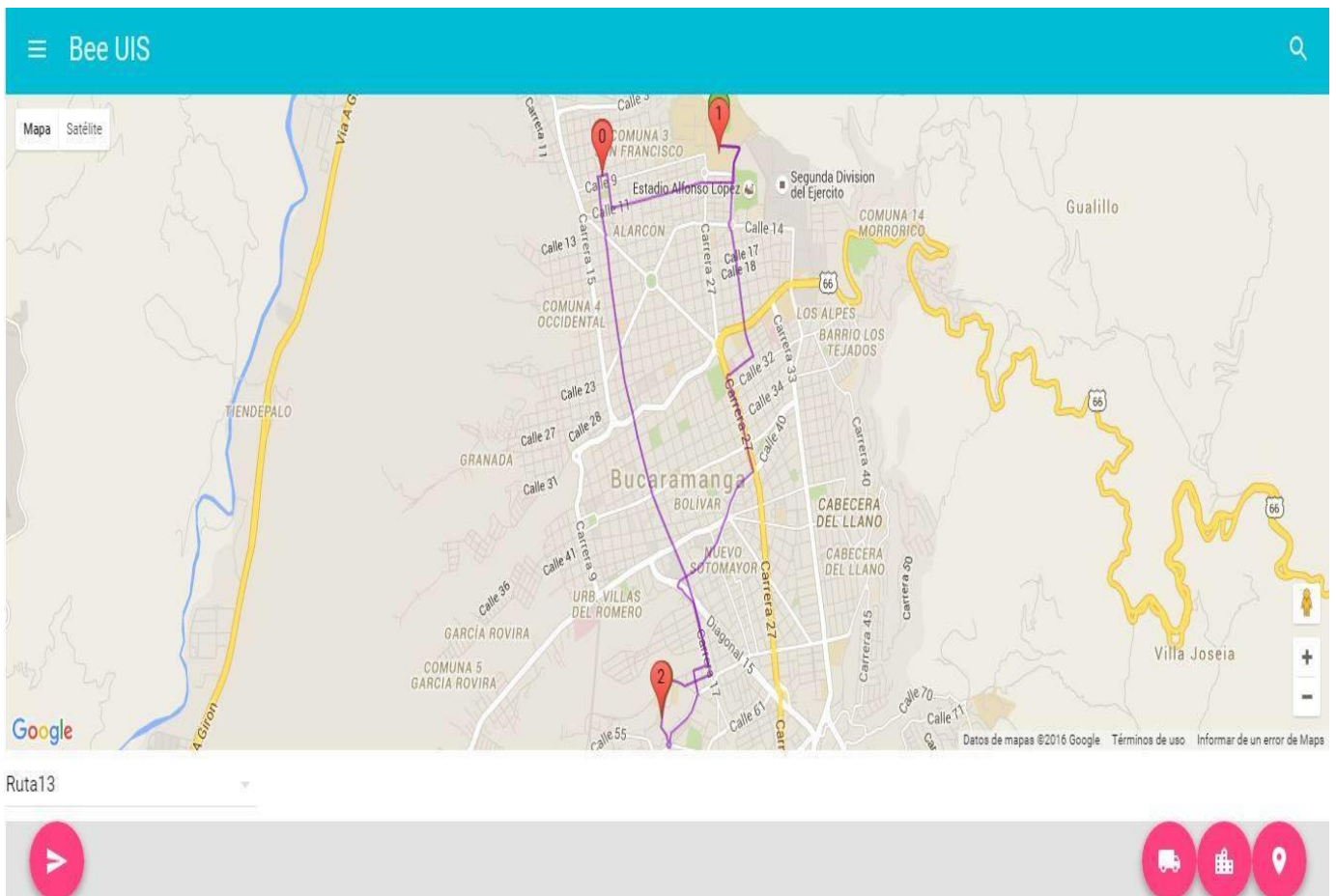
Cuadro 15. Albergues visitados por el vehículo 14.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Colegio Tecnológico	726
2	Instituto Santa María Goretti	2260
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 13 = 2986

Tiempo de viaje ruta 13 = 45,25 minutos

Figura 30. Ruta 13



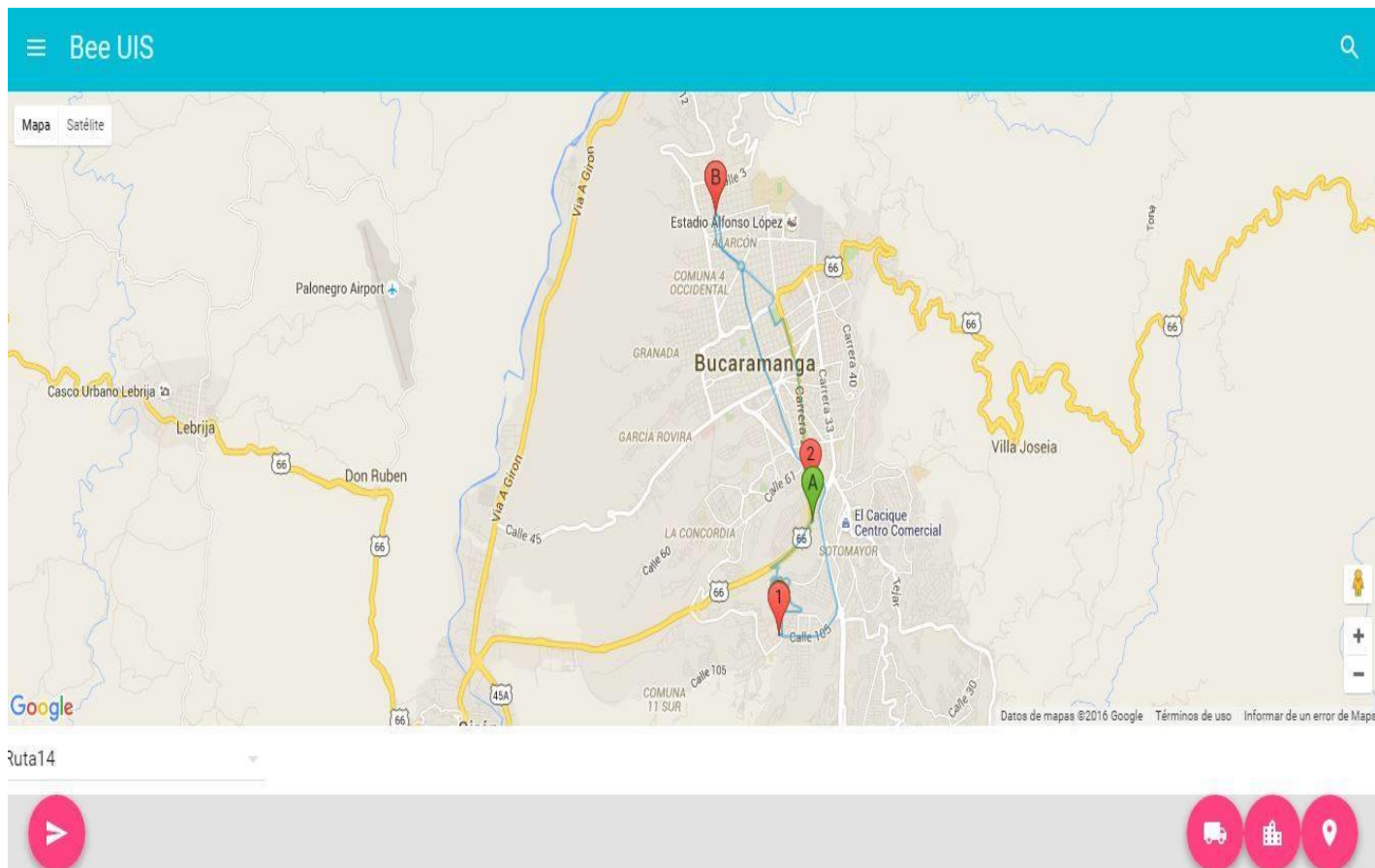
Cuadro 16. Albergues visitados por el vehículo 15.

N°	Albergues Visitados	Demanda
0	Centro de distribución	0
1	Colegio Inem Custodio García Rovira	2442
2	Instituto Gabriela Mistral	382
0	Centro de Distribución	0

Demanda total ruta 14 = 2824

Tiempo de viaje ruta 14 = 51,95 minutos

Figura 31. Ruta 14



10. CONCLUSIONES

El uso de heurísticas y metaheurísticas para obtener soluciones eficientes en problemas de tipo combinatorio como el VRP es recomendable por su complejidad computacional.

La distribución de recursos humanitarios debe ser una acción proporcional y controlada, dirigida a apoyar a personas en una situación de interrupción repentina de capacidad de abastecimiento, por lo cual debe ser inmediata para cubrir los momentos críticos de necesidad.

La construcción de la red de transporte para la distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga representa una herramienta importante en la toma de decisiones centrada en disminuir el impacto de este fenómeno natural.

Durante la realización del proyecto se evidencio la carencia de información respecto al estudio de microzonificación sísmica de la ciudad de Bucaramanga, razón por la cual no fue posible agregar detalles importantes en la realización de la red como por ejemplo la vulnerabilidad de las vías.

El algoritmo desarrollado para el problema del CVRP produce buenos resultados en tiempos computacionales cortos.

La aplicación del algoritmo de colonia artificial de abejas se constituye como una buena alternativa para solucionar problemas de optimización combinatoria. El estudio de este algoritmo permitió comprender el procedimiento implícito para llevar a cabo su implementación en GO y la indagación acerca de su aplicación en problemas de la vida real dio una idea de su utilidad.

En la programación realizada se creyó conveniente dejar abiertos los códigos de la aplicación de tal manera que el usuario pueda realizar modificaciones para el avance y mejora de esta aplicación.

11.RECOMENDACIONES

Dar a conocer la herramienta “Bee Uis” a estudiantes de pregrado y postgrado para usarla en clases de investigación de operaciones y logística como apoyo en el proceso de aprendizaje ya que representa resultados más cercanos a la realidad al incluir matrices con tiempos reales de desplazamiento usando datos de georreferenciación.

Incentivar a los estudiantes a la ejecución de proyecto de grado utilizando los diferentes lenguajes de programación que permiten adquirir las competencias necesarias al momento de desarrollar problemas reales que se presentan en el día a día.

Desarrollar software libre que permita ser aplicado no solo a la parte académica sino también a la parte empresarial sin tener que asumir altos costos por la compra de licencias.

Incorporar a la herramienta otros problemas del VRP tales como CVRPTW (Capacitated Vehicle Routing Problem With Time Windows), PVRP (Periodic Vehicle Routing Problem) para abarcar diferentes escenarios presentes en la cadena de suministros en situaciones de desastres naturales.

BIBLIOGRAFIA

ALABAS-USLU, Cigdem y DENGIZ, Berna. A self-adaptive local search algorithm for the classical vehicle routing problem. En: Expert Systems with Applications. 2011. vol. 38, pag. 8990.

ALMEYDA, Wilson. Evaluación del riesgo sísmico a partir del estudio de microzonificación sísmica de Bucaramanga.

ANGELIS, Vanda De; MECOLI, Mariagrazia; NIKOI, Chris y STORCHI, Giovanni. Multiperiod integrated routing and scheduling of World Food Programme cargo planes in Angola. En: Computers & Operations Research. 2007. vol. 34, p. 1601—1615.

BAKER, B y AYECHIEW, M. A genetic algorithm for the vehicle routing problem. En: Computers and Operational Research. 2003. Vol.30, pag. 787—800.

BARBAROSOGLU, G y ARDA, Y. A two-stage stochastic programming framework for transportation in disaster response. En: The Journal of the Operational Research Society. 2004. vol. 55, no. 1, p. 43—53.

BARRROSO, Rubio. Los sistemas de informacion geográficos: Origen y Perspectivas. En: Revista General de Informacion y Documentacion. 1997. Vol. 7, p. 93-106.

BASTURK, Bahriye y KARABOGA, Dervis. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimizations: artificial bee colony (ABC) algorithm. En: Journal Global Optimizations. 2007. Vol. 39, pag. 459—471.

BAYKASOGLU, A.; OZBAKIR, L.; TAPKAN, P. Artificial bee colony algorithm and its application to generalized assignment problem. En: F. T. Chan and M. K. Tiwari, editors. 2007. Pag. 113—144.

BERGER, Jean y BARKAOUI, Mohamed. A hybrid genetic algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: Genetic and Evolutionary Computation. 2003. vol. 1, p. 646—656.

BERKOUNE, Djamel; RENAUD, Jacques; REKIK, Monia y RUIZ, Angel. Transportation in disaster response operations. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p.23—32.

BHAGADE, Ashita y PURANIK, Parag. Artificial bee colony algorithm for the vehicle routing optimization problem. En: International Journal of Soft Computing and Engineering. 2012. Vol. 2, p. 2231—2307.

BLUM, Christian y ROLI, Andrea. Metaheuristic in combinatorial Optimization: Overview and conceptual comparison. En: ACM Computing Surveys (CSUR). 2008. Vol. 35, no. 3, pag. 268.

BRAJEVIC, Ivona. Artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: University of Belgrade. 2012.

BRANDAO, J. A deterministic tabu search algorithm for the fleet size and mix vehicle routing problem. En: European Journal of Operational Research. 2009. Vol. 3, no. 195, pag. 716—728.

CAMPBELL, M y VANDENBUSSCHE, D. Routing for relief efforts. En: Transportations science. 2008. Vol. 42, no. 2, pag. 1127—145.

CAMPOS, c Y VALENTE, L. Molecular evolution of zebrafish dnmt3 genes and thermal plasticity of their expression during embryonic development. 2012.

CAUNHYE, Aakil; NIE, Xiaofeng y POKHAREL, Shaligram. Optimization models in emergency logistics: A literature review. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p. 4-13.

CEVIK, Ahmet; BARBAROSOGLU, Gülay ÖZDAMAR, Linet. An interactive approach for hierarchical analysis of helicopter logistics in disaster relief operations. En: European Journal of Operational Research. 2002. vol. 140, p. 118—133.

CHEN, Ai-Ling; YANG, Gen-Ke y WU, Zhi-ming. Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem. En: Journal of Zhejiang University Science. 2006. vol. 7, no. 4, p. 607—614.

CHICANO, Jose. Metaheurísticas e ingeniería de software. Tesis doctoral, Universidad de Málaga, Lenguajes y ciencias de la computación. 2007.pag. 46.

CLARKE, G y WRIGTH, J. Scheduling of vehicle from a central depot to a number of delivery points. En: Operations Research. 1964. Vol. 12, no. 4, p. 568—581.

CLARK. P.J y EVANS. F.C. Distance to nearest neighbour as a measure of spatial relationships in populations. 1954. Pag. 445—453.

CLOPAD. Caracterización general del escenario del riesgo por sismo en Bucaramanga. 2011. P. 15—24.

CORDEAU, Jean, et al. Vehicle Routing. En: Handbooks in Operations Research & Management Science: Transportation. 2007. Pag. 367

CORNEJO, C; VARGAS, F y ARAGON, L. Localización de almacenes y distribución de ayuda humanitaria para atención de damnificados en caso de desastre natural. En: Innovation in Engineering, Technology and Education for Competitiveness and Prosperity. 2013. p. 1—10.

CORONA, José Alejandro. Hiperheurísticas a través de programación genética para la resolución de problemas de vehículos. Tesis (Magister en ciencias en sistemas inteligentes. Instituto tecnológico y de estudios superiores de Monterrey. México. 2005

DANTZIG, G y RAMSER, J. The truck dispatching problem. En: Management Science. 1959. Vol.6, no. 1, pag. 80—91.

DAZA, Julio y MONTOYA, Jairo. Resolución del problema de enrutamiento de vehículos con limitaciones de capacidad utilizando un procedimiento metaheurísticos de dos fases. En: Revista EIA. 2009. no. 12, p. 23—38.

DIAZ, A; GLOVER, F y GHAZIRI, H. et al. Optimización heurística y redes neuronales en dirección de operaciones e ingeniería. En: Editorial Paraninfo S.A. 1996.

DORIGO, Marco. Optimization, Learning and Natural Algorithms. Milán, 1992. Tesis PhD. Departamento de Electrónica. Politécnico de Milano

EBERHART, Russell y KENNEDY, James. A new optimizer using particle swarm theory, En: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya (1995) p. 39-43.

Estrategia para la respuesta a emergencias, Bucaramanga 2012.

Evacuations. En: Journal of Transportation System Engineering and Information Technology. 2009. vol. 9, p. 154—160.

FOGEL, Lawrence. Autonomous Automata. En: Industrial Research. Vol.4, Ed. 2, (1962), p.14-19.

FREEMAN, Paul; MARTIN, Leslie y PFLUG, George. Sistemas nacionales para la gestión de riesgo de desastre. En: Banco Interamericano de Desarrollo.

GARCIA, jose y MAHEUT, Julien. Modelos y metodos de investigacion de operaciones. En: Procedimientos para pensar. pag. 103.

GAREY, M y JOHNSON, D. Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness. New York. 1979.

GLOVER, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. En: Computers and Operations Research. 1986. Vol. 13, pag. 533—549.

GLOVER, Fred y GREENBERG, Harvey. New approaches for heuristic search: A bilateral linkage with artificial intelligence. En: European Journal of Operational Research. Vol. 39. No 2 (1989). p.119-130

GLOVER, Fred. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. En: Computers & Operations Research. Vol 13 (1986); p. 533-549.

HAGHANI, Ali y OH, Sei-Chang. Formulation and solution of a Multi-Commodity, Multi-Modal network flow model for disaster relief operations. En: Elsevier science Ltd. 1996. vol. 30, no. 3, p.231—250.

HAMALAINEN, Wilhemiina. Class NP, NP-complete, and NP-hard problems. [en línea]. (2006). [Consultado 12 Feb. 2013]. Disponible en <
<http://cs.joensuu.fi/pages/whamalai/daa/npsession.pdf>

HAMEDI, Masoud; HAGHANI, Ali y YANG, Saini. Reliable transportation of humanitarian supplies in disaster response: Model and heuristic. En: Research Scientist. 2012. vol. 54, p. 1205—1219.

HOLGUIN, Jose; JALLER, Miguel; WASSENHOVE, Luk; PEREZ, Noel y WACHTENDORF, Tricia. On the unique features of post-disaster humanitarian logistics. En: Journal of Operations Management. 2012. vol. 30, p. 949--506.

HOLLAND, John. Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press. Ann arbor, 1975.

Humanitarian logistic structures after the Port-au-Prince earthquake: ACEs, PIEs, and CANs. En: Transportation Research Part A: Policy and Practice. 2012. vol. 46, p. 1623—1640.

JALLER, M; HOLGUIN, J y WACHTENDORF, T. Comparative performance of alternative

JARAMILLO, J. The single green vehicle routing problem. 2010.

JIN, Mingzhou y EKSIÖGLU, Burak. Optimal routing of vehicles with communication capabilities in disasters. En: Computing Management Science. 2010. Vol. 7, p. 121—137.

KARABOGA, D.; AKAY, B.; ÖZTURK, C. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for training feed-forward neural networks. En: Springer-Verlag, Berlin Heidelberg. 2007. Pag. 318-329.

KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. En: Technical Report-TR006, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department. 2005.

KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. En: Technical Report-TR006, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department. 2005.

KARABOGA, Dervis. An idea based on honey bee swarm for numerical optimizations. En: Technical Report TR06. 2005.

KARABOGA, Devis y BASTURK, B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bb colony (ABC) algorithm. En: Journal of Global Optimization. 2007. vol. 39, no.3, pag. 459--471.

KIRKPATRICK, et al. Optimization by simulated annealing. En: Science. 1983. vol. 220, pag. 671--780.

KIRKPATRICK, Scott; GELATT, C y VECCHI, M.P. Optimization by simulated annealing. En: Science. Vol. 220. No 4598 (1983). p. 671-680.

KNOTT, R. Vehicle Scheduling for Emergency Relief Management: A Knowledge-Based Approach. En: Operational Research. vol. 12, no. 4, p. 286—293.

KUNZ, Nathan y REINER, Gerald. A meta-analysis of humanitarian logistics research. En: Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management. 2012. Vol. 2, p. 116-174.

LANGE, Kenneth. Applied Probability: Combinatorial Optimization. En: Springer Science Business Media. Cap. 5, (2010), p.103-122.

LAPORTE, Gilbert. The vehicle routing problem. An overview of exact and approximate algorithm. En: European Journal of Operational Research. 1992. vol. 59, pag. 345.

LENSTRA, J y RINNOOY, Kan. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. En: Operation Research. 1979.

MALDONADO, Esperanza y CHIO, Gustavo. Identificación de las zonas sísmicamente más vulnerables en la ciudad de Bucaramanga. En: UIS Ingenierías. 2005. vol. 4, no. 2, p. 99—116).

McCLEAN, Denis. World disasters report. En: International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies. 2010.

MEZURA, E; CETINA, O y HERNANDEZ, B. Nuevas heurísticas inspiradas en la naturaleza para optimización numérica. En: Mecatronica Editorial IPN. 2010. P. 249—272.

NAJAFI, Mehdi; ESHGHI, Kouros y DULLAERT, Wout. A multi-objective robust optimization model for logistics planning in the earthquake response phase. En: Transportation Research Part E. 2013. vol. 49, no. 1, p. 217—249.

NOLZ, Pamela; DOERNER, Karl F. HARTL Richard. A Bi-objective Metaheuristic for Disaster Relief Operation Planning. En: Nature Inspired Computing. 2010. P. 167—187.

ÖZDAMAR, Linet; EKINCI, Ediz y KÜCÜKIYAZICI, Beste. Emergency Logistics Planning in Natural Disasters. En: Annals of Operations Research. 2004. P. 217—245.

PANAPINUN, Kuladej y CHARNSETHIKUL, Peerayuth. Vehicle and scheduling problems: A case study of food distribution in greater Bangkok. 1981.

PEREZ, Mario y SANCHO, Fernando. Maquinas moleculares basadas en ADN. En: Universidad de Sevilla. España. 2003. Citado en: <http://goo.gl/TNprv>.

Plan Municipal de Gestión de Riesgo de Desastre. Bucaramanga. 2013. Pág. 10.

PRINS, Christian. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. En: Computers and Operations Research. 2004. vol. 31, p. 1985—2022.

RECHENBERG, Ingo. Evolutions strategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der Biologischen Evolution. Frammann-Holzboog, Stuttgart, 1973.

REYES, Lorena. Localización de instalaciones y ruteo de personal especializado en logística humanitaria post-desastre. caso inundaciones. En: Universidad de la Sabana, Chía. 2015.

ROTTKEMPER, Beate; FISCHER, Kathrin y BLECKEN, Alexander. A transshipment model for distribution and inventory relocation under uncertainty in humanitarian operations. En: Socio-Economic Planning Sciences. 2012. vol. 46, no. 1, p. 98—109.

SANCHEZ, Fernando. Métodos exactos y metaheurísticos para resolver el problema del agente viajero y el problema de ruteo de vehículos. En: Escuela superior politécnica del editorial. Ecuador. 2007.

SANCHEZ, Miguel, Optimización combinatorial. En: Matemáticas del siglo XX: Una mirada en 101 artículos [En línea] Universidad de la Laguna, 2000, p. 115-120 [Consultado 11 Feb. 2013]. Disponible en: <
<http://www.sinewton.org/numeros/numeros/43-44/Articulo22.pdf>>

SCHILLING, D y BARKHI, L. A review of covering problem in facility location. En: Locations Science. 1993. Vol.1, no. 1, pag. 25—55.

SCHWEFEL, Hans-Paul. Evolutions strategie und numerische Optimierung, Technical University Berlin, 1975.

SHEN, Zhihong; DESSOUKY, Maged y ORDOÑEZ Fernando. The Stochastic Vehicle Routing Problem for Large-scale Emergencies. 2007.

SONG, R; HE, S y ZHANG, L. Optimum Transit Operations during the Emergency
TALARICO, Luca; MEISEL, Frank y SÖRENSEN, Kenneth. Ambulance routing for disaster response with patient groups. En: Computers and Operation Research. 2015. vol. 56, p. 120—133.

SKELLAM, J.G. A new method for determining the type of distribution of plant individuals. En: Annals of Botany. 1954. Pag. 213—227.

TANIGUCHI, Eichii; FERREIRA, Federico; JALLER, Miguel y THOMPSON, Russell. The Tohoku Disasters: Preliminary findings concerning the post disaster humanitarian logistics response. En: Annual Meeting of the Transportation Research Board. 2012.

TINGUARO, J; VITORIANO, Begoña y MONTERO, Javier. A general methodology for data-based rule building and its application to natural disaster management. En: Computers and Operations Research. 2012. vol. 39, p. 863—873.

TOMASINI, Rolando y WASSENHOVE, Luk. From preparedness to partnerships: case study research on humanitarian logistic. En: International Transactions in Operational Research. 2009. vol. 16, p. 1—193.

TOTH, P y VIGO, D. An overview of vehicle routing problems, monographs on discrete mathematics and applications. En: The Vehicle Routing Problem. 2002. P. 1-26.

TZENG, Gwo-hsiung; CHENG, Hsing-Jung y HUANG, Tsung. Multi-objective optimal planning for designing relief delivery systems. En: Transportation Research Part E. 2007. vol. 43, p. 673—686.

USAID/OFDA. Evaluación de Daños y Análisis de Necesidades. 2012.

VENKATESAN, S; LOGENDRAN, D y CHANDRAMOHAN, D. Optimization of capacitated vehicle routing problem using PSO. En: International Journal of Engineering Science and Technology. 2011. vol. 3, no. 10, p. 7469—7477.

VITORIANO, Begoña; ORTUÑO, María F. y TIRADO, Gregorio. A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. 2011. vol. 51, p. 189—208.

WONG, Li-Pei y CHONG, Chin. Bee colony optimization with local search for traveling salesman problem. En: School of Computer Engineering.

YUAN, Yuan y WANG, Dingwei. Path selection model and algorithm for emergency logistics management. En: Computers & Industrial Engineering. 2009. vol. 56, no. 3, p. 1081—1094.

ZHANG, Shuzhu; LEE, C y CHOY, K. Design and development of a hybrid artificial bee colony algorithm for the environmental vehicle routing problem. En: Transportation Research part D. 2014. Vol. 31, p. 85—99.

ZSETO, W; WU, Yongzhong y HO, Sin. An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem. En: European Journal of Operational Research. 2011. Vol. 215, p. 126—135.

ANEXOS

ANEXO A. PROGRAMACIÓN DEL ALGORITMO DE COLONIA ARTIFICIAL DE ABEJAS EN GO

Este anexo muestra una descripción general de las funciones creadas especialmente para la aplicación del algoritmo usado en el proyecto.

Matriz de Distancias:

Origen: especifica la ubicación de inicio para calcular las direcciones.

Destino: especifica la ubicación final de la cual se calculan las direcciones.

Travelmode.DRIVING: Especifica qué medio de transporte se va a utilizar en el cálculo de las direcciones; en este caso indica las direcciones de conducción estándar utilizando la red de carreteras actual.

Tomando como referencia la matriz de origen destino de los clientes y el depósito, se solicita a la API de google maps mediante (Travelmode.DRIVING), que calcule los tiempos respectivos entre ellos.

```
Origins=origins.map(function(ítem){return ítem.position})
service.getDistanceMatrix(
  {
    origins:origins,
    destinations:origins,
    travelMode:google.maps.TravelMode.DRIVING,
  },function(response,status){
    if (status!==google.maps.DistanceMatrixStatus.OK){
      alert(Error : +status);
    }else {
      let distances=[]
      let rows=response.rows;
      let destinations=response.destinationAddresses;
      let newState=a.state;
```

```

    for(let i in rows){
      let distance = []
      let elements=response.rows[i].elements;
      newState=update(newState,{demand: {[i]:{0:{$set:destinations[i]}}}})
      for(let j in elements){
        distance.push(element[j].duration.value);
      }
      distances.push(distance);
    }
    newStates=update(newState,{distances: {$set:distances}});
    a.setState(newState);
  }
}

```

Función Demanda Asociada: Demand [] int

Objetivo: Calcular la carga asociada a cada vehículo.

Variables de Entrada:

Routebeelist = Es el vector al que se le va a calcular la demanda.

Demand [] int = Es el vector demanda asociado a la ruta.

Variables de Salida: Demanda asociada a cada vehículo

```

Let capacity=[];
for (var i = 0; i <a.state.transport.num; i++) {
  capacity.push(a.state.transport.capacity);
}

Let send = {
  Distances:a.state.distance,
  Demand:a.state.demand.map(function(item){return item(1)}),
  Capacity:capacity
}
Console.log(send);
Console.log(PATH+'content');
$.ajax({
  Type: 'POST',
  url:PATH+'content' ,

```

```

    contentType: 'application/json',
    data: send,
    dataType: 'text',
    success: function(data) { console.log('data', data); },
    error: function(data) { console.log('error', data); }
  })
}
_updateTransportNum(event, a) {
  Let newState = update(a.state, { transport: { num: { $set: event.target.value } } });
  a.setState(newState);
}
_updateTransportCapacity(event, a) {
  Let
newState = update(a.state, { transport: { capacity: { $set: event.target.value } } })
a.setState(newState);
}
_updateDemand(event, a, i) {
  Let
newState = update(a.state, { demand: { [i]: { 1: { $set: event.target.value } } } });
a.setState(newState);
}

```

Código Para la Heurística del Vecino más Cercano: NearestNeighbor

Código utilizado para generar la solución inicial utilizando la heurística del vecino más cercano.

Heurística del vecino más cercano, inicializa con los datos de tiempo, demanda y capacidad.

```

Func nearestNeighbor(time [] [] float64, demand [] int, capacity [] int) (routes
routesBeeList, initial int) {

```

Se crea la variable route que es un vector de trayecto

```

var route [] path

```

Se crea la variable visited que es un vector booleano para registrar los clientes visitados

```

Var visited = make([] bool, len(distances), len(distances))

```

```

Var acu, con, pos, end, detener, int

```

Se recorren las demandas para encontrar el depósito

```
for i := range demand {  
    if demand[i] == 0 {  
        post = i;  
    }  
}
```

Se selecciona el depósito como punto de partida de la ruta

```
initial = pos  
visited[post]=true;
```

Creación de las rutas

```
for {  
    var min float64  
    var posMin int = -1  
    Próximo cliente más cercano  
    for j := range Time[post] {
```

Verifica que el próximo cliente no exceda la capacidad del vehículo, que no haya sido visitado y que tenga el menor tiempo

```
        if (pos != j && acu+demand[j] <=capacity[con] && (time[post][j]  
            <min // min == 0) && !visited[j]){  
            if !visited[j] {  
                Selecciona el cliente a visitar  
                min = time[pos][j]  
                posMin = j  
            }  
        }  
    }  
}
```

Si la capacidad del vehículo es superada por la demanda actual de la ruta

```
if (posMin == -1 // ( len(routes)<len(capacity) && acu+demand[posMin] >  
capacity[con])){
```

Se crea y se guarda a ruta R

```
R : RouteBee {R:route, Residue: capacity[con]-acu}
```

Agrega la ruta R a la lista de rutas routes

```
routes = append(routes, R)
```

Se inicia en ceros para crear una nueva ruta con los clientes que aún no han sido visitados

```
route = make([],path, 0, 0)
acu = 0
con += 1
pos = initial
}
```

```
if (posMin>=0){
  visited[posMin] = true
  P := Path{I:pos,J:PosMin,Time:min}
  route = append(route, P)
  acu += demand[posMin]
```

Se suma la nueva ruta a las rutas actuales
end += 1

Verificar si el número de rutas es igual a la cantidad de vehículos

```
if (end == len(demand)-1) {
```

Detener la creación de rutas

```
break
}
```

```
pos = posMin
}else{
  if (detener ==100){
    log.println("fin2")
    break
  }
  Detener += 1
}
}
```

```
if (len(route)>0 && len(routes)<len(capacity)){
  R := RouteBee{R:route, residue: capacity[con]-acu}
  Routes = append(routes, R)
```

```

}
return
}

```

Función Permutación de sub-rutas: internalPermutations

Esta función subdivide el vector ruta en sub-vectores donde cada sub-vector es la asignación de clientes de cada vehículo, luego se hacen todas las posibles combinaciones de las posiciones de cada cliente en los sub-vectores y se calculan los tiempos de estas rutas con el fin de elegir la ruta óptima del sub-vector.

Objetivo: Optimizar la sub-ruta asignada a un vehículo.

Variables de Entrada:

RouteBee = ruta que se desea optimizar.

Time [] [] float64 = Tiempo de la ruta a optimizar.

Positions = Posición del vehículo en el vector.

Variables de Salida:

Una nueva ruta para la cual se espera que sus tiempos sean más bajos que la ruta inicial.

```
func (route *routeBee) internalPermutations(Time [][]float64, base int) {
```

Numero de trayectos de la ruta

```
l := len(route.R)
```

Numero de permutaciones internas

```
f := factorial(l)
```

Numero de CPU's del equipo

```
numCPU := runtime.NumCPU()
```

Crea vector de posiciones

```

positions := make([]int,1)
for i := range route.R {
    positions[i] = i
}

```

Generar permutador de las posiciones

```

p, err := NewPerm(positions,nil)
if err != nil {
}
var lim,acu int
if f>10000 {
    lim =10000
}else{
    lim = f
}
for acu < f {
    if ac+u+lim>f && acu+lim < f+lim {
        lim = f-acu
    }
nper := p.NextN(lim)
perm := nper.([][]int)

```

Se crea un canal de comunicación con las rutas

```

c := make (chan RouteBee,numCPU)
for j := 0; j < numCPU; j++ {
    go route.internalPermutation(perm,(j*lim/numCPU),
((j+1)*lim/numCPU),distances,base,c)
}

```

Recibir las respuestas de las rutinas por medio del canal

```

for j := 0; j < numCPU; j++ {

```

Se recibe la respuesta con la mejor permutación por el canal c y de guarda en

```

r
r :=< c

```

Se compara la nueva ruta con la actual

```

if r.Time<route.Time {
    *route=r

```

```

    }
  }
  break
  acu+=lim
}
}

```

Cruce Asexual: Se selecciona la mejor sub-ruta de la solución actual para ser heredada en la solución de vecindario.

Verificar si no se ha terminado el número de iteraciones

```

If i<cant-1 {
  min = 0
  for i := range (*routes) {
    if (*routes)[i].Time<min {

```

Seleccionar la ruta con menor tiempo

```

    min = (*routes)[i].Time
    posMin = i
  }
}

```

Se inicializa una nueva lista de nuevas rutas

```

newRoutes = make (RouteBeeList, 0, 0)
for j := 0; j < lRoutes; j++ {
  if j != posMin {
    a := make([],path,len((*routes)[j].R),cap((*routes)[j].R))
    copy (a,(*routes)[j].R)
    newRoutes =
append(newRoutes,RouteBee {R:a,Time(*route)[j].Time,Residue:(*routes)[j].Residue})
  }
}
}
}

}else{=
}

```

```
}
```

Tiempo total

```
var TimeT float64  
for f := 0; f < lRoutes; f++ {=  
log.Println("TimeT", TimeT)  
}
```

Función De Vecindario Tipo Intercambio: PermutationRoutesBetween

Objetivo: Generar un vecindario tipo intercambio de la última ruta obtenida.

Variables de Entrada:

RouteBeeList = Ruta a la que se le va a aplicar la estrategia de vecindad.

Demand [] int = Es la demanda asociada a la ruta que se le va aplicar la estrategia de vecindad.

Time [] [] float64 = Es el tiempo de la ruta a la que se le va aplicar la estrategia de vecindad.

Capacity [] int = Capacidad de los vehículos.

Variables de Salida:

Una matriz organizada que contiene todas las rutas vecinas factibles además de los tiempos de cada ruta y los movimientos realizados desde la ruta original hasta cada una de las vecinas encontradas.

Función de intercambio entre rutas

```
func (routes *RoutesBeeList) PermutationRoutesBetween(distances  
[] [] float64, demand [] int, base int) {  
    var (  
        newRoutes RouteBeeList  
        min float64  
        posMin, con int  
    )  
    min = 0
```

```

for i := range (*routes) {
  if (*routes)[i].Time < min {
    min = (*routes)[i].Time
    posMin = i
  }
}

```

Numero de rutas

```
lRoutes := len(*routes)
```

Se crea nueva lista de rutas para comparar

```
routesCom := make([]*RouteBee, len(*routes)-1, cap(*routes)-1)
```

Se inicializa la nueva lista de rutas

```

for i := 0; i < lRoutes; i++ {
  if i != posMin {

```

Se crea una nueva ruta a

```

  a := make ([]path, len((*routes)[i].R), cap((*routes)[i].R))
  copy (a, (*routes)[i].R)

```

Se guarda la nueva ruta en la lista de rutas

```

  newRoutes = append(newRoutes, RouteBee{R:a.Time:(*routes)[i].Time,
  residue:(*routes)[i].Residue})

```

Se apunta la nueva ruta a comparar a la posicion de la memoria de la ruta

```

  routesCom[com] = &(*routes)[i]
  con++
}
}

```

Cantidad de nuevas rutas

```

l := len(newRoutes)
var change, cant int
var perm [] int
cant = 1000

```

Ciclo de intercambios

```
for i := 0; i < cant; i++ {
```

Se crea el randomico

```
t := time.Now()
r := rand.New(rand.NewSource(int64(t.Nanosecond())))
```

Posicion a intercambiar

```
change = r.Intn(l)
for {
```

Vector randomico para elegir la segunda ruta a intercambiar

```
perm = r.Perm(l)
```

Verificar que las rutas a intercambiar no sean las mismas

```
if change != perm[change] {
    break
}
}
```

Numero de trayectos de la primera ruta a intercambiar

```
l1 := len(newRoutes[change].R)
t1 := time.Now()
r1 := rand.New(rand.NewSource(int64(t1.Nanosecond())))
```

Posición del trayecto a intercambiar en la primera ruta

```
Change1 := r1.Intn(l1)
```

Numero de trayectos de la segunda ruta a intercambiar

```
l2 := len(newRoutes[perm[change]].R)
t2 := time.Now()
r2 := rand.New(rand.NewSource(int64(t2.Nanosecond())))
```

Posición de trayectos a intercambiar en la segunda ruta

```
Change2 := r2.Intn(l2)
```

Nuevas rutas a intercambiar

```
Route1 := &newRoutes[change]
Route2 := &newRoutes[perm[change]]
```

Rutas para comparar

```
routeCom1 := routesCom[change]
```

routeCom2 := routesCom[perm[change]]

Se comparan si las rutas no superan las capacidades

if

((demand[routeCom2.R[Change2].J] <= demand[routeCom1.R[Change1].J] + routeCom1.Residue) && (demand[routeCom1.R[change1].J] <= demand[routeCom2.R[change2].J] + routeCom2.Residue)) {

Se coloca el cliente a cambiar de la ruta 2 en la ruta 1

Route1.R[change1].J = routeCom2.R[change2].J

Se coloca el nuevo tiempo de la trayectoria cambiada en la ruta 1

Route1.R[change1].Time = distances[route1.R[change1].I][route1.R[change1].J]

Se modifica el residuo de la ruta 1

Route1.Residue = demand[routeCom1.R[change1].J] - demand[routeCom2.R[change2].J] + routeCom1.Residue

Se verifica si la trayectoria cambiada no es la última para cambiar la próxima trayectoria en la ruta 1

if (change1 < len(route1.R) - 1) {
 route1.R[change1+1].I = routeCom2.R[change2].J
 route1.R[change1+1].Time = distances[route1.R[change1+1].I][route1.R[change1+1].J]
}

Route2.R[change2].J = routeCom1.R[change1].J

Route2.R[change2].Time = distances[route2.R[change2].I][route2.R[change2].J]

Route2.Residue = demand[routeCom2.R[change2].J] - demand[routeCom1.R[change1].J] + routeCom2.Residue

if (change2 < len(route2.R) - 1) {
 route2.R[change2+1].I = routeCom1.R[change1].J
 route2.R[change2+1].Time = distances[route2.R[change2+1].I]

```
    [route2.R[change2+1].J]  
}
```

Se calculan los nuevos tiempos de las rutas intercambiadas

```
Route1.getWeights(distances,base)
```

```
Route2.getWeights(distances,base)
```

Se comparan los tiempos para verificar si la nueva ruta es mejor

```
if (timeRta2 < tiemCom) {
```

```
    log.println()
```

```
    log.println("iteración: ", i)
```

Se seleccionan las nuevas rutas como las mejores

```
*routeCom1 = *route1
```

```
*routeCom2 = *route2
```

```
log.Println("Resultante : ", routeCom1)
```

```
log.Println("Resultante : ", routeCom2)
```

```
log.Println("hay mejora")
```

```
}
```

ANEXO B. DEMANDA DE LOS ALBERGUES

El presente anexo contiene la información de cada uno de los lugares que pueden ser considerados albergues, en este caso son los parques, colegios públicos y polideportivos.

Parques

Tabla 7. Parques utilizados como albergues

PARQUES	AREA (m ²)	% DE ARBOLIZACION Y ZONAS COMUNES	AREA MINIMA POR PERSONA (m ²)	N° ALBERGADOS (Personas)
Parque Cristo Rey	6132	50%	3,5	876
Parque San Francisco	4977	50%	3,5	711
Parque Mejoras Publicas	3108	50%	3,5	444
Parque Las Palmas	3528	50%	3,5	504
Parque San Pio	10003	50%	3,5	1429
Parque Centenario	693	50%	3,5	99
Parque Antonia Santos	4319	50%	3,5	617
Parque Santander	2947	50%	3,5	421
Parque Simon Bolivar	875	50%	3,5	125
Parque Las Cigarras	10402	50%	3,5	1486
Parque Garcia Rovira	910	50%	3,5	130
Parque Romero	2989	50%	3,5	427
Parque Alvarez	1645	50%	3,5	235
Parque de Los Niños	10192	50%	3,5	1456
Parque de Las Estatuas	2352	50%	3,5	336
Parque de Los Leones	1337	50%	3,5	191
Parque Provenza	1750	50%	3,5	250

Polideportivos

Tabla 8. Polideportivos utilizados como albergues

POLIDEPORTIVOS	AREA (m ²)	% DE ZONAS COMUNES	AREA MINIMA POR PERSONA (m ²)	N° ALBERGADOS (Personas)
Polideportivo Mutis	1803	40%	3,5	309
Polideportivo Campo Hermoso	5985	40%	3,5	1026
Polideportivo Los Naranjos	4562	40%	3,5	782
Polideportivo Keneddy	4311	40%	3,5	739
Polideportivo del Norte	4801	40%	3,5	823
Polideportivo La Marte	2065	40%	3,5	354
Velodromo Alfonso Florez	4387	40%	3,5	752

Colegios

Tabla 9. Colegios utilizados como albergues

COLEGIOS	N° DE ESTUDIANTES	SUPERFICIE POR ESTUDIANTE (m ²)	AREA MINIMA POR PERSONA (m ²)	N° ALBERGADOS (Personas)
Colegio Inem	5180	1,65	3,5	2442
Colegio Jose Celestino Mutis	2128	1,65	3,5	1003
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	855	1,65	3,5	403
Colegio Militar General Santander	838	1,65	3,5	395
Instituto Santa Maria Goretti	4794	1,65	3,5	2260
Colegio Aurelio Martinez Mutis	1862	1,65	3,5	878
Colegio Campo Hermoso	2265	1,65	3,5	1068
Instituto Club Union	912	1,65	3,5	430
Colegio Santander	547	1,65	3,5	258
Colegio Francisco de Paula Santander	547	1,65	3,5	258
Institucion Educativa Las Americas	242	1,65	3,5	114
Colegio Bicentenario	1112	1,65	3,5	524
Colegio Jorge Ardila Duarte	1345	1,65	3,5	634
Instituto Técnico Nacional de Comercio	2125	1,65	3,5	1002
Instituto Educativo Camacho Carreño	838	1,65	3,5	395
Escuela Normal Superior de Bucaramanga	4056	1,65	3,5	1912
Instituto Gabriela Mistral De Bucaramanga	810	1,65	3,5	382
Instituto Gustavo Cote Uribe	206	1,65	3,5	97
Instituto La Libertad	1027	1,65	3,5	484
Instituto Tecnico Rafael Herrero	2834	1,65	3,5	1336
Institución Educativa Maiporé	2677	1,65	3,5	1262
Institución Educativa Nuestra Señora del Pilar	2191	1,65	3,5	1033
Colegio del Oriente Miraflores	838	1,65	3,5	395
Institucion Educativa Promocion Social del Norte	1455	1,65	3,5	686
Institucion Educativa Liceo Patria	1296	1,65	3,5	611
Instituto San José de La Salle	1247	1,65	3,5	588
Instituto Tecnico Damaso Zapata	1540	1,65	3,5	726
Institucion Educativa Politecnico	2064	1,65	3,5	973
Colegio Tecnico Empresarial José Maria Estevez	520	1,65	3,5	245
Colegio Gimnasio superior	501	1,65	3,5	236
Colegio Salesiano	906	1,65	3,5	427
Colegio Nuestra Señora de Fatima	638	1,65	3,5	301
Instituto Educativo Comuneros	713	1,65	3,5	336
Colegio Sagrado Corazon de Jesus	255	1,65	3,5	120
Colegio Virrey Solis	165	1,65	3,5	78
Colegio de la Santisima Trinidad	214	1,65	3,5	101
Colegio Psicopedagogico Carls Roger	127	1,65	3,5	60
Colegio Americano	199	1,65	3,5	94
Colegio San Sebastian	1247	1,65	3,5	588
Colegio Incades	865	1,65	3,5	408
Colegio Metropolitano Real de Minas	821	1,65	3,5	387
Colegio Bilingue Divino Niño	1481	1,65	3,5	698
Colegio La Consolata	868	1,65	3,5	409
Colegio San Pedro Claver	465	1,65	3,5	219
Colegio Caldas	902	1,65	3,5	425
Colegio Federico Ozama	1372	1,65	3,5	647
Concentracion Provenza	185	1,65	3,5	87
Instituto La Salle	1383	1,65	3,5	652