

Un algoritmo genético para el problema de distribución de ayuda humanitaria con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea para la ciudad de Bucaramanga

Alexander Pabon Pacheco, Javier Santiago Picón Delgado

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Industrial

Director:

Karin Julieth Aguilar Imitola

MSc. en Ingeniería Industrial

Codirector:

Henry Lamos Díaz

PhD. En Física-Matemática

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingeniería Físico-mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga, Santander

2019

Dedicatoria

A Dios padre todopoderoso que me ha guiado a elegir esta carrera, fue él quien siempre me respaldó en mis momentos de debilidad y me reconfortó para afrontar cada nuevo reto que mi formación académica colocaba ante mí.

A mis padres y hermanos quienes son el motor de mi vida, mi constante apoyo, mi mayor respaldo, mi polo a tierra y quienes buscan siempre mi bienestar y felicidad, porque el camino que he recorrido hasta este momento hubiese sido imposible sin su constante e incondicional amor.

A mi abuela Florentina y mi abuelo Obdulio, por sus sabios consejos, sus plegarias y esfuerzos continuos para guiarme en el camino de convertirme en un gran profesional.

A mi tío Victor y mi tía Flor quienes siempre estuvieron atentos a respaldarme, escucharme y apoyarme en cualquier dificultad que surgiese.

A mi compañera de vida, Melissa, quien vivió conmigo en las aulas y me acompañó en cada reto que se nos presentó en el proceso formativo, quien siempre me brindó su confianza, respeto, amor y apoyo incondicional. Gracias a ti por compartir tus conocimientos conmigo y por reconfortarme en mis inseguridades, Te amo.

A mi compañero de proyecto Santiago, quien me acompañó en mi formación y quien trabajó hombro a hombro en este proyecto conmigo, quien aportó lo mejor de sí para que las cosas salieran de la mejor manera. Además, agradezco a su familia las atenciones brindadas y el respaldo constante en este arduo camino.

A mis amigos y compañeros quienes apoyaron mi formación, aquellos que compartían su conocimiento y de quienes aprendí cosas nuevas para mi vida y nuevas formas de afrontar las situaciones, porque este logro no hubiese sido posible sin los trasnochos y colapsos estudiando sin descanso hombro a hombro.

A los docentes que guiaron mi proceso formativo, quienes me desafiaron a expandir mis conocimientos gracias a todos ustedes por compartir su conocimiento.

A todos aquellos que contribuyeron con sus esfuerzos para que este camino llamado vida fuese más cómodo, a quienes guiaron mis pasos con sus consejos y quienes apoyaron mi proceso formativo.

Alexander Pabon Pacheco

Dedicatoria

En primer lugar, quiero agradecer y honrar a Dios, quien me dio la vida y me brindó fortaleza en los momentos más difíciles para seguir adelante.

A mis padres y mi hermano, por su apoyo incondicional y mostrarme con su ejemplo, que hacer las cosas con pasión y mantener la constancia son claves para lograr lo que sea que me proponga en la vida.

A mis abuelos y mis tíos, por su gran apoyo en cada momento, brindarme siempre su amor y volverse mis ángeles que incluso desde la distancia, han velado siempre por mi bienestar.

A mi Key, mi gran amor y compañera de vida, que llegó a hacer mis días felices con su sonrisa y encender ese motor que me impulsa a ser mejor persona y a la vez profesional.

A mis amigos, Marlon, Alex, Andrés, Germán y Leonardo, con quienes compartí gran parte de esta travesía universitaria y con sus ocurrencias me hicieron disfrutar más el camino, sin perder el rumbo en momento alguno.

Todos ellos, en algún momento, me han transmitido que nunca nos equivocamos si hacemos lo correcto y, por esto les estaré siempre agradecido.

Con mucho cariño,

Javier Santiago Picón Delgado

Agradecimientos

Al grupo de investigación OPALO, por brindarnos las herramientas necesarias para la ejecución de nuestro proyecto.

A nuestra profesora y directora del proyecto, Karin Julieth Aguilar Imitola, por brindarnos su confianza, entusiasmo, tiempo y dedicación, además de compartir sus amplios conocimientos pues fue más que nuestra asesora, una guía y un gran apoyo para la realización de este proyecto.

A los profesores Henry Lamos y Carlos Díaz, por la asesoría brindada durante el desarrollo de la investigación.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	16
1. Generalidades del proyecto	18
1.1 Planteamiento del problema.....	18
1.2 Justificación	19
1.3 Objetivos	23
1.3.1 Objetivo General	23
1.3.2 Objetivos Específicos.....	23
1.4 Metodología	24
2. Revisión de literatura	26
3. Marco teórico	33
3.1 Desastre	33
3.2 Logística humanitaria o post-desastre.....	34
3.3 Problema de ruteo de vehículos.	35
3.4 Variaciones de comportamiento determinístico del VRP	36
3.4.1 VRP con Capacidad.	36
3.4.2 VRP con Capacidad y Restricción de distancia.....	36
3.4.3 VRP Abierto.....	37
3.4.4 VRP Multidepósitos.....	37
3.4.5 VRP con separación de entregas o entregas múltiples.....	37
3.4.6 VRP Periódico..	37
3.4.7 VRP Con Flota Heterogénea (HFVRP).	37
3.5 VRP Estocástico.....	39

3.5.1	Problema de ruteo de vehículos con tiempos de viaje estocástico.....	40
3.6	Solución del VRP.....	41
3.7	Problemas NP y NP-Hard	42
3.8	Heurísticas para el VRP	42
3.8.1	Heurísticas Constructivas.....	43
3.8.2	Metaheurísticas..	43
3.8.3	Metaheurísticas de búsqueda local.....	43
3.8.3.1	Recocido simulado.....	43
3.8.3.2	Recocido Determinístico.....	44
3.8.3.3	Búsqueda Tabú.....	44
3.8.3.4	Búsqueda iterada local.	44
3.8.3.5	Búsqueda variable en vecindario..	44
3.8.4	Metaheurísticas basadas en poblaciones.	45
3.8.4.1	Colonia de Hormigas..	45
3.8.4.2	Algoritmos Genéticos..	45
4.	Formulación del modelo matemático.....	47
4.1	Asunciones.....	48
5.	Diseño del algoritmo para la solución del TVRP.....	52
5.1	Representación de los individuos.....	54
5.2	Construcción de la solución inicial	56
5.2.1	Heurística del vecino más cercano. a.	58
5.3	Mejora de la solución mediante operadores genéticos	62
5.3.1	Operadores de selección.	63
5.3.1.1	<i>Selección por torneo.</i>	63
5.3.1.2	<i>Selección por torneo probabilístico.</i>	64

5.3.2	Operador de cruce.....	64
5.3.2.1	Cruce por emparejamiento parcial (PMX).....	64
5.3.3	Operadores de mutación.	66
5.3.3.1	Mutación por intercambio.....	66
5.4	Actualización de las mejores soluciones.....	67
5.5	Acumulación del número de iteraciones.....	67
6.	Validación del algoritmo.....	68
6.1	Instancias.....	68
6.2	Resultado de la validación de instancias.....	69
7.	Resultados	70
7.1	Implementación del AG al escenario de desastre en Bucaramanga	70
7.2	Análisis del Comportamiento Generacional del algoritmo.....	72
7.3	Análisis de varianza para el número de generaciones	75
7.4	Resultados de la implementación del algoritmo al escenario de Bucaramanga	80
7.5	Propuesta de distribución.....	81
8.	Conclusiones	86
9.	Recomendaciones.....	87
	Referencias Bibliográficas	89

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1. Tipo de vehículos disponibles ante desastres para el departamento de Santander...	21
Figura 2. Planificación de la metodología del proyecto de grado.....	24
Figura 3. Composición de la Gestión del Riesgo	34
Figura 4. Estructura del algoritmo genético.	46
Figura 5. Diagrama de flujo del algoritmo genético	53
Figura 6. Representación de los individuos	55
Figura 7. Diagrama de flujo de la construcción de la solución inicial	57
Figura 8. Consulta por rango.....	60
Figura 9. Consulta de los k-vecinos más cercanos.....	60
Figura 10. Diagrama de flujo del vecino más cercano modificado.....	62
Figura 11. Cruce por emparejamiento parcial (PMX)	65
Figura 12. Segundo paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX)	65
Figura 13. Tercer paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX).....	65
Figura 14. Cuarto paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX)	66
Figura 15. Mutación por intercambio.....	66
Figura 16. Resultados de la validación de instancias de la literatura	69
Figura 17. Parámetros conocidos durante el recorrido a través de los arcos	72
Figura 18. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 1.	73
Figura 19. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 2.	73
Figura 20. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 2.	75
Figura 21. Número de generaciones vs. costo.....	76
Figura 22. Gráfico de intervalos de costo vs. Número de generaciones	78
Figura 23. Gráfico de diferencias de las medias para los resultados del ANOVA	79
Figura 24. Propuesta de rutas para el vehículo $v = 1$	82
Figura 25. Visualización de la ruta #7	83
Figura 26. Propuesta de rutas para el vehículo $v = 2$	84
Figura 27. Visualización de la ruta #2	85

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Cumplimiento de objetivos.....	18
Tabla 2. Características del vehículo tipo $v=1$	71
Tabla 3. Características del vehículo tipo $v=2$	72
Tabla 4. Análisis unifactorial de efectos fijos.....	78
Tabla 5. Prueba de Tukey entre niveles.....	80
Tabla 6. Valores de las variables de decisión para vehículo $k=1$	81
Tabla 7. Valores de las variables de decisión para vehículo $k=2$	82

Lista de Apéndices

(Ver Apéndices en el CD y pueden visualizarlos en la base de datos de la biblioteca UIS)

Apéndice A. Índice de albergues asignados para la ciudad de Bucaramanga

Apéndice B. Código de la programación desarrollada

Apéndice C. Artículo de carácter publicable

RESUMEN

TÍTULO: UN ALGORITMO GENÉTICO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE AYUDA HUMANITARIA CON TIEMPOS DE VIAJE ESTOCÁSTICOS Y FLOTA HETEROGÉNEA PARA LA CIUDAD DE BUCARAMANGA*

AUTORES: PABON PACHECO, ALEXANDER
PICÓN DELGADO, JAVIER SANTIAGO**

PALABRAS CLAVES: LOGÍSTICA HUMANITARIA, ALGORITMO GENÉTICO, RUTEO DE VEHÍCULOS, TIEMPOS DE VIAJE ESTOCÁSTICOS, FLOTA HETEROGÉNEA, DESASTRE, EMERGENCIA.

DESCRIPCIÓN

En esta investigación se implementa un algoritmo genético para solucionar el problema de distribución de ayuda humanitaria considerando tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea para un escenario de desastre en la ciudad de Bucaramanga. Para abordar este problema, se formula un modelo matemático que contempla el comportamiento estocástico de los tiempos de viaje mediante la aplicación de una distribución de probabilidad a la velocidad de desplazamiento a través de cada uno de los arcos que componen la malla vial. Dicho modelo tiene como objetivo la minimización de 3 costos: el costo operativo, el costo por demanda insatisfecha y, el costo por demora en la entrega de los recursos tras estipular un plazo máximo para su distribución. Por otra parte, se realiza una revisión de documentos que traten la logística humanitaria a nivel regional y nacional, donde se evidencia el carácter heterogéneo de la flota dispuesta a atender emergencias, así como las características de acuerdo con cada tipo de vehículo. Esta información es usada para la caracterización de la flota con la cual el algoritmo determina la mejor propuesta de distribución para el escenario de desastre en Bucaramanga. Posteriormente, se implementa una heurística modificada del vecino más cercano para la generación de un conjunto de soluciones iniciales, las cual serán mejoradas por los operadores del algoritmo genético. En dicho algoritmo se aplican conceptos puntuales como la selección por torneos, elitismo, cruce multipunto y mutación por intercambio, que son variaciones de los operadores tradicionalmente usados en algoritmos genéticos. Para su validación se compara usando instancias de la literatura que permiten concluir sobre la efectividad del algoritmo, el cual se desempeña mejor cuando los clientes se encuentran dispersos y cuando el problema de ruteo considera una cantidad de clientes relativamente baja.

* Trabajo de grado

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

ABSTRACT

TITLE: A GENETIC ALGORITHM FOR THE HUMANITARIAN RELIEF DISTRIBUTION PROBLEM WITH STOCHASTIC TRAVEL TIMES AND HETEROGENEOUS FLEET FOR BUCARAMANGA

AUTHORS: PABON PACHECO, ALEXANDER
PICÓN DELGADO, JAVIER SANTIAGO**

KEYWORDS: HUMANITARIAN LOGISTICS, GENETIC ALGORITHM, VEHICLE ROUTING PROBLEM, STOCHASTIC TRAVEL TIME, HETEROGENEOUS FLEET, FLEET SIZING, DISASTER, EMERGENCY.

DESCRIPTION

In this research is implemented a genetic algorithm for the humanitarian relief distribution problem with stochastic travel times and heterogeneous fleet for a disaster stage in Bucaramanga. This paper shows a model formulation that considers stochastic travel times by applying a probability distribution to the speed through the arcs that integrate the road network. This model aims to minimize 3 costs: an operating cost, an unmet demand cost and delay cost of resource distribution after determinate a maximum period of time for distribution. Otherwise, is executed a literature review dealing with humanitarian logistics at regional and national scale, where it is shown the heterogeneous character of the available fleet to attend emergencies, as well as the characteristics according to the type of vehicle concerned. This information is used to characterize the fleet considered in the algorithm to determinate the best distribution proposal for Bucaramanga's stage. Later, it is implemented a modified heuristic for the nearest neighbor to generate a set of initial solutions, which will be improved by genetic algorithm operators. Furthermore, specific concepts are applied such as the selection of tournaments, elitism, the multiple points crossing and mutation by exchange, which are variations of traditional operators used in genetic algorithms. The algorithm is validated using literature instances that shows it would fit better in stages when nodes are dispersed and considered low number of nodes.

*Degree work

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

Introducción

Durante los últimos años, ha sido posible observar cómo parte de la población viene siendo afectada por desastres tanto naturales como generados por el hombre a nivel económico, físico y social y, a pesar de llevar siglos enfrentando estas situaciones, no ha sido posible generar en las comunidades esa capacidad de resistir, absorber, adaptarse y recuperarse de sus efectos de manera oportuna y eficaz, llamada resiliencia. Es por esto, que es prioridad fortalecer la gestión del riesgo frente al desastre mientras en paralelo se planifican las diferentes acciones de respuesta post-desastre.

Según lo mencionado anteriormente, se define la gestión del riesgo de desastre como el conjunto de procesos orientados a impedir, reducir o controlar una situación de desastre. Esta gestión, comprende cuatro fases como lo son la mitigación, preparación, respuesta y recuperación, en donde las dos primeras tienen como objetivo ser apoyo previo a una situación de desastre, mientras las restantes se orientan a la respuesta tras el suceso, cumpliendo labores conocidas como logística humanitaria.

Así mismo, la ley 1523 de 2012 decretada por el gobierno colombiano establece las actividades necesarias para la atención de las emergencias post-desastre, como lo son la accesibilidad y transporte, telecomunicaciones, evaluación de daños y análisis de necesidades, salud y saneamiento básico, búsqueda y rescate, extinción de incendios y manejo de materiales peligrosos, albergues y alimentación, servicios públicos, seguridad y convivencia, aspectos financieros y legales, información pública y el manejo general de la respuesta, entre otros. Es en la respuesta a desastres donde la logística puede aportar uno de sus componentes más valiosos y estudiados en el ámbito académico, la distribución de recursos.

El estudio de la distribución de recursos surge como respuesta a la necesidad de optimizar los costos de transporte de mercancías; sin embargo, su aplicación a la respuesta en situaciones de desastre requiere modificar el enfoque con que se aborda el problema pues los costos siguen siendo una medida de eficiencia de uso de recursos bastante importante, pero surgen otros

criterios más relevantes a la formulación y solución al problema. Gotjhar y Noltz (2016) analizan los criterios que se utilizan en el ámbito académico para la gestión de recursos en los desastres naturales, epidemias y otras formas de crisis humanitarias, clasificando los enfoques en: equidad, tiempo de respuesta, distancia de viaje, cobertura, confiabilidad, seguridad, costos y otros varios más. El surgimiento de esta gran variedad de enfoques permite dimensionar la gran utilidad que tiene distribución de recursos y más específicamente, el ruteo de vehículos para la realización de dicha actividad.

Tabla 1.
Cumplimiento de objetivos.

Objetivos específicos	Numerales relacionados
Revisión bibliográfica del problema de ruteo de vehículos con tiempos estocásticos y flota heterogénea y protocolos de acción en situaciones de desastre formulados por entidades internacionales.	CAPÍTULO 2
Formular un modelo matemático para el problema de distribución de ayuda humanitaria planteado.	CAPÍTULO 4
Construir un algoritmo genético en MATLAB para la solución del problema de distribución de recursos humanitarios.	CAPÍTULO 5
Validar el algoritmo diseñado mediante la simulación de un escenario de desastre para la ciudad de Bucaramanga.	CAPÍTULOS 6 Y 7
Elaborar un artículo de carácter publicable a partir de la investigación realizada.	APÉNDICE C

1. Generalidades del proyecto

1.1 Planteamiento del problema

La Federación Internacional de la Cruz Roja (IFRC, 2018) define como desastre a un evento calamitoso y repentino que trastorna seriamente el funcionamiento de una comunidad, ocasionando pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales, los cuales incrementan su ocurrencia con el paso de los años alrededor del mundo a causa de fenómenos naturales, afirma el Equipo de Sismología Británico ambiental (British Geological Survey, 2018).

El territorio colombiano no es ajeno a la probabilidad de ocurrencia de desastres originados por fenómenos naturales, puesto que su ubicación geográfica coincide con los límites de tres placas tectónicas que conforman el continente americano (Placa Tectónica de Nazca, la Placa Continental de Suramérica y la Placa del Caribe) que al estar en movimiento constante generan una alta amenaza sísmica.

En busca de hacer frente a este tipo de amenaza de origen natural y mitigar sus efectos negativos, la comunidad científica en conjunto con entes gubernamentales y organizaciones han desarrollado técnicas de optimización y metodologías que ayuden a la toma de decisiones que minimicen los tiempos de respuesta en las etapas de prevención y respuesta, mejorando así su eficiencia. Dichas técnicas se han enfocado en el estudio del problema de distribución de recursos, considerado uno de los factores fundamentales en la mitigación del impacto negativo tras un desastre natural.

A este problema se le denomina en la literatura el problema de ruteo de vehículos (VRP) que consta de la dificultad para determinar un conjunto de rutas diseñadas para vehículos que específicamente partan y finalicen en un depósito, cuyo propósito sea minimizar el costo de realizar dichos recorridos tras cumplir las restricciones de operación y exigencias de los clientes (Freeman, Martin, Pflug, Warner, & Linnerooth-Bayer, 2003).

Este trabajo se centra en el problema distribución de recursos con tiempos de viajes estocásticos y flota heterogénea en la ciudad de Bucaramanga en la etapa de respuesta ante un desastre sísmico. El objetivo es presentar un ruteo para vehículos de diferentes capacidades y condiciones como los presentes en actualmente en la ciudad, destinados al transporte de los recursos necesarios para abastecer los albergues y puedan atender a todas las personas afectadas por el desastre.

Para dar solución a un problema de esta complejidad, se decide abordarlo mediante métodos aproximados que permitan obtener buenas soluciones dentro de un rango de tiempo de reacción que sea razonable para un escenario de desastre, lo cual no sería posible mediante un enfoque de solución exacto. Por esta razón, se presenta una heurística de inicialización conocida como el vecino más cercano que brinde la posibilidad de trabajar con soluciones iniciales eficientes, las cuales serán optimizadas bajo el tratamiento de los operadores naturales de un algoritmo genético, con el objeto de abordar más espacios de soluciones factibles.

1.2 Justificación

Los desastres originados por fenómenos naturales han damnificado a los países del continente americano en mayor proporción durante las últimas décadas, especialmente movimientos sísmicos cuyo carácter imprevisible hace más difícil la ejecución de actividades de mitigación del riesgo en etapas de prevención y respuesta.

Focalizando en la ciudad de Bucaramanga, dada su ubicación geográfica, la capital santandereana está sumamente expuesta ante desastres naturales debido a que los límites de tres de las placas tectónicas que conforman el continente americano chocan y generan una gran transmisión de ondas sísmicas, más conocidas como fallas, que se desplazan entre 15 y 70 mm por año. Por tanto, este nudo se considera uno de los epicentros sísmicos más activos del mundo y precisa para la ciudad de Bucaramanga el mayor peligro pues se ubica a tan solo 35 km al sur de la ciudad y a una profundidad de 160 km (CMGRD de Bucaramanga, 2013).

Una vez identificadas las zonas de mayor amenaza sísmica, los entes gubernamentales y la comunidad científica interesada realizan contribuciones a la investigación centrada en contrarrestar el impacto generado por los sismos en dichas zonas vulnerables, mediante diversas metodologías e implementación de herramientas tecnológicas que faciliten la toma de decisiones y minimicen el tiempo de respuesta ante estas situaciones repentinas.

En consecuencia, el interés durante las últimas décadas ha aumentado y con él los esfuerzos académicos que abordan desde problemas de localización de albergues, distribución de recursos, hasta atención a heridos, entre otros (Santana. A, 2015, p.163). La distribución de recursos post-desastre puede ser abordada como un problema de ruteo de vehículos, dado que estos mismos tienen como eje principal el brindar un servicio al cliente al menor costo posible. Sin embargo, dicho enfoque no necesariamente implica una retribución económica, dado que su objetivo puede ser enfocado a la atención de víctimas con el objetivo de garantizar el mejor nivel de servicio posible (Toth, P., Vigo, D, 2014).

Por lo anterior, la distribución de recursos post-desastre se compone de una gran cantidad de variables y parámetros a considerar para su desarrollo, todas igual de relevantes al momento de realizar estudios con énfasis en su aplicación a problemas reales. Una variable que algunos autores dejan de lado es la consideración de la existencia de flota heterogénea para la distribución, lo cual puede omitir condiciones relevantes al momento de la asignación de rutas, tales como la capacidad en peso y volumen del vehículo destinado a recorrer los puntos para la entrega de la ayuda; y dado este caso, el modelo matemático carecería de fidelidad con respecto al problema real a representar.

En alusión a lo anterior, cabe recalcar que el departamento de Santander formula la Estrategia Departamental para la Respuesta a Emergencias y Desastres, en donde comparte información sobre la capacidad física con la que cuenta el departamento para el año 2018, la cual se evidencia en la figura 1.

Entidad	Tipos de vehículos disponibles	Cantidad
PONALSAR	Camioneta Nissan Frontier	
	Microbús	
	Ambulancia Tab	
	Camión Hyundai	
	Carrotanque	
	Cuatrimoto	
	Botes y motores fuera de borda	3
CRUZ ROJA	Ambulancia Tipo TAB	6
	Transporte 4x4	4
BOMBEROS	Contraincendio	49
	Ambulancia	8
	Materiales peligrosos	3
	Forestales	28
	Otros	51
	Ambulancias Tab (Básicas)	9
DEFENSA CIVIL	Camiones	2
	Camionetas	9
	Bicicletas	85
	Motos	32
	Botes inflables	1
	Motor F. borda para corta	1

Figura 1. Tipo de vehículos disponibles ante desastres para el departamento de Santander. Adaptado de Estrategia departamental para la respuesta a emergencias y desastres del departamento de Santander para el año 2018.

Como es posible apreciar, las entidades encargadas cuentan con flotas de tipo heterogénea que pueden ser utilizadas para la atención de desastres en el departamento; cabe resaltar que dicho inventario de vehículos es realizado a nivel departamental (Estrategia departamental para la respuesta a emergencias y desastres de Santander, 2018) y no se especifica la ubicación de la flota de forma discriminada. Lo anterior demuestra la relevancia de aplicar esta característica al modelo de distribución de recursos post-desastre, dado que su omisión generaría menor fidelidad frente a problemas o escenarios reales donde la capacidad en peso y volumen del vehículo destinado a recorrer los puntos para la entrega de la ayuda puede jugar a favor o en contra de la asignación de rutas.

Por otra parte, es evidente que los modelos matemáticos creados para dar solución al problema de distribución de recursos post-desastre están sujetos a la probabilidad de ocurrencia de sucesos inesperados; lo cual permite deducir que algunas variables como el tiempo necesario para desplazarse hacia un albergue no tienen un comportamiento determinístico en los modelos

reales, por el contrario, siguen un comportamiento aleatorio que pudiera ser modelado por una distribución de probabilidad. De esta forma, tomando en cuenta esta consideración se pueden ahorrar costos en reprocesos de programación y planeación de recursos, causados por retrasos en los desplazamientos a realizar por los vehículos. Además, la incorporación de dichos tiempos ha demostrado en otras investigaciones mejorar la solución obtenida y beneficiar la planeación de los desplazamientos (Fu. Y ,2018).

Lo mencionado anteriormente, demuestra la necesidad de abordar el problema de distribución de recursos con tiempos de entrega estocásticos usando flota heterogénea como se propone en esta investigación. El problema será solucionado mediante un algoritmo genético, teniendo en cuenta que de acuerdo a los resultados de Yu & Song (2018) bajo la evaluación de escenarios logísticos, es el algoritmo genético quien presenta la mejor eficiencia computacional y la distancia más corta de viajes, en comparación con otras heurísticas frecuentemente usadas como la colonia de hormigas y el recocido simulado. La validación de los resultados del algoritmo se hará mediante un escenario de desastre para la ciudad de Bucaramanga, los cuales pueden resultar de gran interés para las entidades gubernamentales encargadas de la planificación y ejecución de los planes de mitigación en situación de desastre.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Desarrollar un algoritmo genético para el problema de distribución de ayuda humanitaria con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea para la ciudad de Bucaramanga.

1.3.2 Objetivos Específicos

Realizar una revisión bibliográfica enfocada al problema de distribución de recursos, su variante con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea, así como de los protocolos de acción formulados por los organismos encargados de la función de ayuda humanitaria en situaciones de desastre.

Formular un modelo matemático para el problema de distribución de ayuda humanitaria planteado.

Construir un algoritmo genético en MATLAB para la solución del problema de distribución de recursos humanitarios.

Validar el algoritmo diseñado mediante la simulación de un escenario de desastre para la ciudad de Bucaramanga.

Elaborar un artículo de carácter publicable a partir de la investigación realizada.

1.4 Metodología

En este capítulo se presenta la metodología a seguir para la ejecución del presente trabajo de investigación, la cual está ilustrada en la figura 2 y posteriormente, descrita en detalle cada una de las fases y actividades a seguir en la misma.

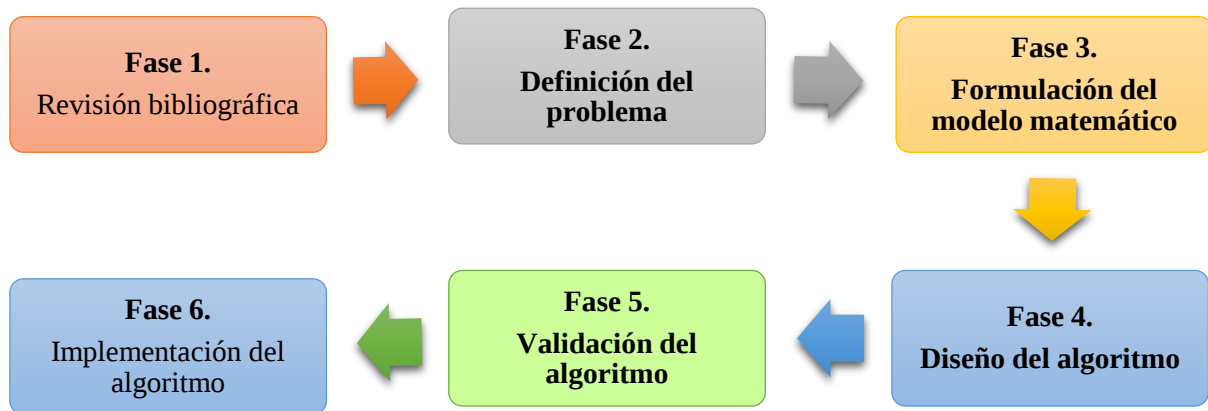


Figura 2. Planificación de la metodología del proyecto de grado

Fase 1. Revisión bibliográfica

1.1. Seleccionar dentro de la bibliografía existente en las bases de datos al servicio de la universidad (Science Direct, Scopus, Knovel, Web of Science) información relevante sobre logística humanitaria y modelos que aborden parcial o completamente el problema con el fin de adquirir mayor conocimiento de los aportes por diferentes autores.

1.2. Recolectar información asociada a protocolos de acción frente a desastres elaborada por organismos nacionales e internacionales para comprender la forma en la cual se organizan y gestionan los recursos en situaciones post-desastre.

Fase 2. Definición del problema

2.1. Clasificar los aportes más relevantes obtenidos de la revisión bibliográfica, con el propósito de estudiar las formas en que el problema ha sido abordado y solucionado en la literatura.

2.2. Definir la forma en que los tiempos estocásticos de viaje serán considerados en el modelo, la distribución que debe seguir, el impacto en el problema a tratar y las restricciones que surgirán entorno a ellos.

2.3. Definir la forma en que la flota heterogénea será considerada en el modelo, las restricciones teóricas del problema, las restricciones de capacidad asociadas a la misma, la relación de la flota heterogénea con los tiempos estocásticos y los costos variables asociados al viaje.

2.4. Plantear el problema a resolver, acorde a la teoría existente e incorporando las decisiones tomadas en etapas previas.

Fase 3. Formulación del modelo matemático

3.1 Comprender las bases de la teoría relevante del problema de distribución humanitaria con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea.

3.2 Determinar los criterios, restricciones, parámetros y variables a las que haya lugar con el propósito de representar el problema planteado en la fase anterior, así como determinar el objetivo matemático.

3.3 Formular un modelo matemático que represente el problema de distribución humanitaria con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea.

Fase 4. Diseño del algoritmo genético

4.1 Comprender las bases de la teoría relevante al uso de los algoritmos genéticos como heurística de solución para el problema del VRP, así como los conceptos necesarios para realizar la programación en MATLAB.

4.2 Determinar los criterios para la selección de la población inicial, los cruces y mutaciones del algoritmo.

4.3 Construir un algoritmo genético de solución para el modelo matemático creado usando MATLAB.

Fase 5. Validación del algoritmo genético

5.1 Ejecutar el algoritmo para establecer si los resultados obtenidos pueden considerarse válidos. Contrastando los resultados arrojados por el algoritmo, así como la eficiencia computacional con otros algoritmos creados y validados en la academia.

5.2 Realizar las correcciones al algoritmo genético o al modelo matemático a las que haya lugar.

Fase 6. Implementación del Algoritmo genético

6.1 Implementar el algoritmo genético para el problema de distribución humanitaria con tiempos de viaje estocásticos y flota heterogénea, con el propósito de obtener las rutas que deben recorrer los vehículos para realizar la entrega de los recursos.

6.2 Elaboración del artículo de carácter publicable.

2. Revisión de literatura

La coordinación de labores logísticas tras una situación eventual de desastre es una tarea de alta complejidad dadas las variables presentes en cada uno de estos siniestros, iniciando con la magnitud de estos y el nivel de afectación en las comunidades, lo cual aumenta la dificultad de recopilar y gestionar oportunamente información en tiempo real, hacer efectiva la comunicación entre las instituciones y entes nacionales e internacionales presentes para brindar trabajo de atención.

Por tanto, es de gran interés disminuir el impacto de dichas variables a la hora de efectuar labores humanitarias en situaciones de desastre por parte de los organismos involucrados, y fue establecido que dichas instituciones deben actuar de acuerdo con los protocolos de acción establecidos por las entidades nacionales, que se fundamentan en acuerdos regionales e internacionales como:

- Los Convenios de Ginebra y sus Protocolos I, II Y III de 1949.
- El Marco Estratégico para la Reducción de la Vulnerabilidad y los Desastres en Centroamérica – Guatemala, 1999.
- La Declaración de Quebec, de 2001.
- La Conferencia Mundial de Reducción de Desastres, Hyogo, Japón en enero de 2005.

De dichos encuentros entre autoridades internacionales se redactaron documentos donde se plasmaron lecciones aprendidas en la respuesta frente los desastres de gran magnitud, los cuales sirvieron como puntos de inflexión en la historia en pro de las labores humanitarias. Los conflictos bélicos entre países fueron el motivo principal de la creación de los Convenios de Ginebra y sus respectivos protocolos; que consisten en un conjunto de normas jurídicas cuyo objetivo es regular los medios y mecanismos que limitan los conflictos armados y, proteger a las personas que no participan en las hostilidades como una prioridad, donde se contemplan heridos, enfermos, entre otros (IFRC, 2018).

Una vez definida como primera prioridad a las personas vulnerables en situaciones de desastre, las autoridades ya mencionadas consideran dentro de este grupo a las mujeres embarazadas, niños, adolescentes sin compañía, madres cabeza de hogar y, por último, adultos mayores.

Por otra parte, las labores humanitarias serán realizadas de manera autónoma por parte de las diferentes entidades (bomberos, policía nacional, defensa civil, entre otros) y cuyo objetivo sea recuperar y fortalecer las áreas afectadas, por lo que se recomienda solicitar las donaciones una vez sea utilizada la totalidad de los recursos locales y nacionales.

En el ámbito nacional, el gobierno colombiano mediante la expedición de la Ley 1523 de 2012 y el artículo 32 de la Ley 1523, define y adopta los tres niveles de gobierno (nacional, departamental y municipal). Además de establecer la Política Nacional de Gestión de Riesgo de Desastres, en donde se establecen los lineamientos para las labores humanitarias en el país y se plasman en documentos, siendo los siguientes los más relevantes:

- Manual de Logística para la Atención de Emergencias – Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres en Colombia
- Guía para los sistemas de preparación y respuesta a desastres de las sociedades nacionales – Cruz Roja Colombiana
- Guía para certificar equipos de Búsqueda y Rescate Urbano en los Cuerpos de Bomberos de Colombia

El Sistema Logístico de la UNGRD operará mediante la integración de elementos, equipos, herramientas, procedimientos, redes y talento humano. En el Manual de Logística para la Atención de Emergencias (UNGRD, 2016) se destaca la estandarización de los procesos logísticos de la siguiente manera:

Gestión de suministros

- Abastecimiento.
- Recepción de Suministros.
- Creación de bodega y/o punto de acopio y distribución logística.
- Descargue de Suministros.
- Control de Calidad y revisión de documentos y suministros.

Sistema de Control de Suministros

- Entrada, Inventarios y Salidas de Suministros.
- Estado de los elementos del Inventario.
- Políticas de Flujo de Inventarios.
- Formas para el Control y Verificación de Inventarios.

Almacenamiento

- Formas de Almacenamiento.
- Zonas a tener en cuenta dentro de una Bodega.

Distribución

- Alistamiento.
- Planeación.
- Transporte y entrega.
- Cross Docking.
- Entrega a las familias beneficiadas.
- Legalización de la asistencia humanitaria de emergencia.

Siendo estos los conjuntos de actividades definidos para el manejo de la asistencia humanitaria, orientados a la optimización de los tiempos de respuesta de las unidades de atención.

Cabe destacar que estos esfuerzos para mejorar la efectividad en la gestión del riesgo, son de carácter interinstitucional y, de igual manera, deben ser ejecutados en los tres niveles de gobierno (local, regional, nacional), en donde se priorice la prestación de servicios básicos durante la situación de desastre, como se afirma en la Guía para los sistemas de preparación y respuesta a desastres de las sociedades nacionales (Cruz Roja Colombiana, 2017).

Por tanto, se contemplan como servicios básicos la accesibilidad y el transporte, la comunicación, evaluación de daños y análisis de necesidades, salud y saneamiento básico, búsqueda y rescate, extinción de incendios, manejo de materiales peligrosos, albergues y alimentación, servicios públicos, seguridad y convivencia, aspectos financieros y legales, información pública, información geográfica, el manejo general de la respuesta y definición de estados de alerta, entre otros.

Ahora para describir la información relevante enfocada al problema de estudio, Ferrer et al. (2018), proponen un modelo de optimización multicriterio para la distribución de última milla de un kit de ayuda humanitaria en flota homogénea, sin embargo, resulta interesante la optimización basada en los 5 criterios de Seguridad, confiabilidad, equidad, tiempo y costos. Gutjahr & Nolz (2016) realizan una revisión de literatura enfocada al análisis de los criterios de optimización utilizados en la gestión de recursos en los desastres naturales, epidemias y otras formas de crisis humanitarias, Clasifican los enfoques dados en: Equidad, tiempo de respuesta, distancia de viaje, cobertura, confiabilidad, seguridad, costos (se encuentran fuertemente asociados al criterio de eficiencia) y otros criterios menos comunes. Huang, Smilowitz, & Balcik (2012) plantean un modelo de optimización para la distribución de recursos post-desastre, este modelo contempla una optimización enfocada a la eficiencia a través de los costos, eficacia mediante un indicador de tiempo de entrega de las ayudas y equidad utilizando indicadores que miden el nivel de servicio, tiempo de respuesta y el nivel de servicio. Rodríguez-Espíndola, Albores, & Brewster (2018) desarrollan un sistema de preparación de desastres, enfocado hacia la gestión de recursos en inundaciones; para dicho sistema se hace uso del GIS y se propone un modelo que identifica la combinación adecuada de organizaciones y la cantidad de recursos necesarios para atender las necesidades de las personas afectadas. Yi & Özdamar (2007) analizan el problema de distribución de ayudas en el cual minimizan la demanda insatisfecha y el número de heridos en espera de unidades de atención, pues involucran también la recolección de heridos o personal médico como una posibilidad factible por parte de los vehículos que deben recorrer los arcos entre nodo y nodo. Ahmadi, Seifi, & Tootooni, (2015) abordaron el problema de la localización y distribución de recursos post desastre, para ello trabajaron bajo el supuesto de que la flota era homogénea; sin embargo, incorporaron escenarios de desastre para la red vial para simular escenarios de desastre ocasionados por terremotos.

Respecto a los tiempos de viaje estocásticos en la distribución de recursos, se identificaron 2 comportamientos claramente diferentes entre sí: tiempos estocásticos dependientes e independientes de la malla vial.

Respecto al comportamiento independiente de los tiempos viaje, usualmente implementado como la asignación de funciones de probabilidad a cada arco de una malla vial, de tal forma que la variación de los tiempos solo es concerniente al arco en cuestión y a las condiciones en que va

a realizarse su recorrido. Malandraki y Daskin (1992) propone la implementación de los tiempos estocásticos mediante la incorporación de distribuciones de probabilidad a la malla, las cuales van a estar sujetas a cada nodo y a la hora del día en que desee transitarse por un arco determinado, además de proponer la consideración de estos como asimétrica, es decir, independiente del sentido en que se recorra la malla. Song & Carter (2008) estudian un modelo sencillo de distribución de recursos entre un almacén principal y nodos terminales con flota homogénea, demandas aleatorias y tiempos de transporte estocásticos, para simular dichos tiempos estocásticos se utilizan distribuciones exponenciales con una tasa λ dependiente del arco a recorrer y solucionan su modelo mediante el uso de cadenas de Markov. Chen Zhang, Zeng, & Zhang (2016) analizan el problema de la distribución de camiones con concreto mezclado, por esto es importante la ágil entrega de la carga y con esto en mente proponen el tratamiento del tiempo de viaje estocástico en 2 partes, la primera parte representa el tiempo que debe gastar un vehículo para ir del punto i al j sin condiciones de tráfico que ralenticen el desplazamiento y la segunda parte es una distribución exponencial que simula lo efectos adversos que pudiera tener el tráfico en el desplazamiento de la flota; es así como la suma de estas 2 partes conforma el tiempo de viaje entre i y j . Destaca el hecho de que el componente estocástico depende de la hora del día en que se inicie la distribución. Fu & Yeh (2017) estudian la distribución en un sencillo modelo con un productor de bienes y un cliente, para esto suponen tiempos de desplazamiento estocásticos representados mediante la distribución de probabilidad Weibull, dado que esta es frecuentemente utilizada para modelar sucesos orientados al tiempo como tiempos de espera o la vida útil de dispositivos eléctricos y mecánicos; posteriormente analizan el impacto de dicho tiempo en el nivel de inventarios del cliente. Y. Huang, Zhao, Van Woensel, & Gross (2017) proponen la distribución de recursos en una flota homogénea considerando ventanas de tiempo para la atención de los clientes y tiempos de viaje estocásticos asociados a las condiciones de tráfico de la ciudad, aclarando que las dichas condiciones son dependientes de la hora del día en que se inicie la distribución, comportándose como una función a trozos, además de vincular la flexibilidad de elección de varios caminos para ir entre cada uno de los clientes.

Por otra parte, el comportamiento dependiente de los tiempos estocásticos es usualmente representado en el uso de diferentes escenarios de desastres para un problema, donde cada escenario afecta parcial o totalmente la malla. Ahmadi, Seifi, & Tootooni, (2015) abordaron el

problema de la localización y distribución de recursos post desastre, para ello consideraron ruptura de redes viales, usos múltiples de vehículos y múltiples depósitos; en el modelo matemático incorporaron escenarios de desastre para la red vial para simular escenarios de desastre ocasionados por terremotos y esto a su vez afectaría los tiempos de distribución entre un nodo y otro, por esta razón consideran los tiempos de viaje como variables aleatorias representadas en varios escenarios y usan dichos escenarios para determinar la localización de los principales centros de distribución, además de utilizar el concepto de “Standard Relief Time ” definido como las primeras 12 horas posteriores al desastre. Caunhye, Zhang, Li, & Nie (2016) Aborda un problema similar de 2 etapas considerando varios escenarios de desastre, pero la incertidumbre afecta el tiempo de desplazamiento entre los nodos, las demandas de los nodos y el tiempo de llegada de la ayuda a las bodegas, además agrega un factor social al castigar la función objetivo por la demanda insatisfecha generada en la distribución, enfocando su modelo en la minimización de los costos y la maximización del porcentaje de demanda atendido. Respecto al uso de una flota heterogénea en la distribución de recursos, Moreno, Alem, & Ferreira (2016) estudian el problema de localización y transporte de recursos post-desastre, para tal fin establecen variables estocásticas asociadas a un número finito de escenarios que representan la magnitud de daño ocasionado por el desastre, estos escenarios determinan la cantidad de ayuda humanitaria recibida en cada periodo, la demanda, la disponibilidad de los arcos y la proporción de inventarios que son utilizables; para la solución del problema, se debe gestionar la toma de decisiones referentes a la ubicación de instalaciones, inventarios, tamaño de flota, transporte de recursos y asignación de demanda. Además, consideran los tiempos de viaje entre nodos y contrastan 2 modelos propuestos como solución, uno que cumple con la programación básica necesaria para solucionar el problema y otro que propone la reutilización de vehículos que queden disponibles dentro de una misma ventana de tiempo para maximizar la utilización de la flota disponible. Siguiendo la línea de investigación de estos autores Alem, Clark, & Moreno (2016) proponen un modelo estocástico de 2 etapas en el cual involucran la aleatoriedad al establecer múltiples escenarios de desastre; en la solución del problema agregan a los costos operativos la gestión del presupuesto recaudado en un determinado periodo para un escenario de desastre definido. Posteriormente Moreno, Alem, Ferreira, & Clark (2018) agrega a su investigación un componente social representado en la demanda insatisfecha en los periodos que aborde el problema, fraccionando dicha penalización en aquella que no sea satisfecha en un

periodo, pero si en periodos posteriores y aquella que no logra ser satisfecha incluso al final de las ventanas de tiempo establecidas para el problema. Q. Zhang & Xiong (2018) abordan el problema de la distribución de granos en una situación de emergencia humanitaria, para ello proponen una flota heterogénea con capacidad, velocidad y consumo de combustible uniforme entre los tipos de vehículos y elaboran un modelo de optimización multiobjetivo enfocado a maximizar la demanda satisfecha, minimizar los costos y el tiempo de distribución.

Bruni, Beraldi, & Khodaparasti (2018) elaboran un modelo con el objetivo de encontrar un conjunto de arcos que maximicen la utilidad de la distribución de recursos, pero dicha utilidad es una función decreciente del tiempo de llegada de los vehículos a los puntos de demanda; además, incorporan variabilidad en los tiempos de viaje mediante una variable aleatoria y asumen que dichos tiempos son independientes. Guimarans, Dominguez, Panadero, & Juan (2018) abordan el problema de distribución de recursos en 2 dimensiones, lo cual agrega dimensiones físicas como elemento restrictivo a la asignación de carga, en este caso se restringe la capacidad de carga del vehículo mediante el área ocupada por la carga; por otra parte, consideran tiempos de viaje estocásticos y los fraccionan en dos partes, una fija y una aleatoria, al igual que G. C. Zhang et al. (2016).

3. Marco teórico

A continuación, se presentan los conceptos más relevantes relacionados a la logística humanitaria, el problema de ruteo de vehículos, sus variaciones y métodos de solución para la realización del trabajo.

3.1 Desastre

La (IFRC, 2018) define como desastre un evento calamitoso y repentino que trastorna seriamente el funcionamiento de una comunidad y causa unas pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales que desbordan la capacidad de la comunidad o sociedad afectada para hacer frente a

la situación a través de sus propios recursos. El estado colombiano define el termino desastre en la ley 1523 de 2012 como el resultado que se desencadena de la manifestación de uno o varios eventos naturales o antropogénicos no intencionales que al encontrar condiciones propicias de vulnerabilidad en las personas, los bienes, la infraestructura, los medios de subsistencia, la prestación de servicios o los recursos ambientales, causa daños o pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales, generando una alteración intensa, grave y extendida en las condiciones normales de funcionamiento de la sociedad, que exige del Estado y del sistema nacional ejecutar acciones de respuesta a la emergencia, rehabilitación y reconstrucción.

Cabe resaltar que según el artículo 2 de esta ley, La gestión del riesgo es responsabilidad de todas las autoridades y de los habitantes del territorio colombiano. Dicha gestión del riesgo se compone así:



Figura 3. Composición de la Gestión del Riesgo

3.2 Logística humanitaria o post-desastre

Para la (IFRC, 2018) la tarea básica de la logística humanitaria consiste en adquirir y entregar los bienes y servicios que se le sean requeridos, en los lugares y tiempos que son necesarios, mientras garantiza la optimización de los recursos. (Imich, Toth, & Vigo, 2014) afirman que la logística es una de las mejores herramientas para hacer el mejor uso de los recursos; además, luego que el daño ha sido evaluado, la demanda ha sido parcial o totalmente determinada y los suministros están disponibles, estrategias efectivas de logística son necesarias para permitir un flujo continuo de bienes a las víctimas. Por último, cabe resaltar que uno de los indicadores más comunes en la logística humanitaria es el costo del proceso, sin embargo, este no es el fin último de la misma pues su principal función es el proporcionar alivio al sufrimiento humano.

3.3 Problema de ruteo de vehículos.

Planteado por primera vez por Dantzig y Ramser en 1.959, llamado entonces “The Truck Dispatching Problem” y enfocado al abastecimiento de estaciones de gasolina (Daneshzand, 2011). El VRP surge como una ampliación del problema del agente viajero y consiste en la determinación del conjunto de rutas a través de las cuales se atenderá la demanda de los clientes al menor costo, definiendo así los requerimientos por parte de los clientes a atender según cada vehículo. (Irnich, Toth y Vigo, 2014).

De forma general, El VRP puede ser planteado de la siguiente manera: Sea $G = (V, E)$ un gráfico donde E es el conjunto de arcos que deben recorrerse para realizar la distribución y $V = \{V_0, V_1, V_2 \dots V_n\}$ es el conjunto de vértices asociados a la ubicación de cada uno de los clientes, excepto V_0 que es el vértice asociado a la ubicación del depósito de una flota de m vehículos disponibles (Laporte, Louveaux y Mercure, 1992). Cada cliente tiene una demanda r y la suma de las demandas de los clientes que deben ser visitados por un solo vehículo debe ser menor a la capacidad Q del vehículo en cuestión.

El objetivo del VRP es minimizar la suma de los costos de viaje, por ello cada arco $(i, j) \in E$ siendo $i \neq j$, tiene un costo asociado C_{ij} del cual se pueden fragmentar 2 subproblemas. Si C_{ij} es igual a C_{ji} se afirma que la matriz de costos asociada a los arcos es simétrica; si por el contrario $C_{ij} \neq C_{ji}$, la matriz será asimétrica y los costos de recorrer los arcos dependerán del sentido en que dichos arcos sean recorridos.

Características básicas del VRP.

El problema principal del VRP toma las siguientes asunciones:

- La demanda es determinística.
- Los clientes no pueden ser visitados más de una vez, esta restricción implica el hecho de que la demanda de un cliente no puede ser superior a la capacidad del vehículo destinado a atender su demanda. Por ende, cada cliente solo puede ser visitado por un vehículo.
- Los vehículos inician y retornan a un depósito o punto de partida fijo.

- Los costos de ir de un punto i a un punto j son los mismos.

3.4 Variaciones de comportamiento determinístico del VRP

Producto del amplio estudio que ha recibido el problema del ruteo de vehículos, ha surgido la necesidad de abordarlo mediante la inclusión de nuevos parámetros, variables y comportamientos; con objeto de acercar más el problema a las diversas posibilidades que pueden surgir en un ruteo en la vida real. A continuación, se presentan las variaciones del VRP de naturaleza determinística más representativas y relevantes al tema de investigación.

3.4.1 VRP con Capacidad. La capacidad de los vehículos es conocida y homogénea en toda la flota de transporte disponible para el ruteo, convirtiéndose así en una restricción más al modelo. Dicha capacidad puede ser expresada en términos de peso y/o volumen.

Además, el VRP con capacidad puede fraccionarse en 2 subproblemas más dependiendo de la interpretación que se tenga sobre los costos de operación de los vehículos (Irnich, Toth y Vigo, 2014):

Si los costos de transporte son iguales entre ir de un punto i a un punto j o viceversa, se interpreta que la matriz de costos será simétrica y de ahí el nombre de este subproblema, SCVRP (Symmetric Capacited Vehicle Routing Problem).

Si los costos de transporte son distintos entre ir de un punto i a un punto j o en sentido contrario, ya sea porque se interprete que el gasto de combustible cuando el vehículo está cargado es superior a cuando se encuentra sin carga o por cualquier otra razón que permita llegar a la misma conclusión, se interpreta que la matriz de costos será asimétrica y de ahí el nombre de este subproblema, ACVRP (Asymmetric Capacited Vehicle Routing Problem).

3.4.2 VRP con Capacidad y Restricción de distancia. Adiciona al VRP con capacidad una restricción más, la cual consiste en restringir la distancia que deben recorrer los vehículos para realizar las entregas.

3.4.3 VRP Abierto. Se retira la restricción de retorno de los vehículos al punto de origen, lo cual es ideal para casos en los cuales la flota utilizada sea alquilada.

3.4.4 VRP Multidepósitos. Abre la posibilidad de múltiples depósitos desde los cuales parta la flota a hacer la distribución y retornen una vez finalizada la tarea.

3.4.5 VRP con separación de entregas o entregas múltiples. Relaja el CVRP permitiendo la entrega de mercancía por parte de uno o más vehículos, lo cual abre la posibilidad a que la demanda del cliente sea mucho más grande que la capacidad de un vehículo y por ello deba ser atendido por más de un solo vehículo. Además, es posible que realizar múltiples entregas a uno o varios clientes, ocasione un menor costo total de operación (Irnick, Toth y Vigo, 2014).

3.4.6 VRP Periódico. Al igual que el VRP con entregas múltiples, el VRP periódico rompe la asunción de una única visita a cada cliente, planteando múltiples visitas a un cliente dentro de un horizonte de tiempo dado; cabe resaltar el hecho de que cada cliente pudiera requerir una cantidad distinta de visitas. La solución de este problema debe proporcionar la cantidad de visitas por día que se deben realizar a cada cliente. Por último, del VRP periódico se desglosa un subproblema más, el cual consiste en convertir dichas visitas en una variable de decisión, optimizando la cantidad de servicios que se deberían cumplir (Daneshzand, 2011).

3.4.7 VRP Con Flota Heterogénea (HFVRP). Esta modificación permite la distribución de recursos con una flota de vehículos de capacidad heterogénea, tal forma que el conjunto de vehículos K es dividida en subconjuntos de capacidad homogénea $K = K^1 + K^2 + K^3 \dots K^n$, los cuales se denominan “tipos de vehículos” con una capacidad Q^n para cada subconjunto $n = 1 \dots N$; además, existen 2 características adicionales que causan la división del problema en 2 subproblemas.

Características Generales

- Cada subconjunto de vehículos tiene una capacidad Q^n homogénea entre los vehículos los elementos del subconjunto, como característica propia

- Es posible contemplar distintos costos operativos para cada uno de los tipos de vehículos, pudiendo ser distintos los costos fijos y los costos variables para cada subconjunto n .
- Por definición, la cantidad de vehículos K^n estará limitada por la cantidad K , puesto que $K = \sum_1^N K^n$. Sin embargo, si se establece que $K \leq B$ siendo B un numero demasiado grande, es posible que el número de vehículos K^n sea virtualmente infinito. De la anterior apreciación nacen 2 subproblemas, uno en el cual la flota de cada uno de los tipos de vehículos es ilimitada y otro en el cual la flota de cada tipo es limitada; cabe destacar el cambio de enfoque que implica cada uno de los subproblemas, pues cuando la flota es limitada se requiere un enfoque más estratégico, dado que se involucran decisiones de adquisición de nuevos vehículos y niveles de satisfacción de la demanda.
- Es posible generar una variante del problema en la cual un cliente solo pueda ser visitado por ciertos tipos de vehículos específicos.

Formulación Matemática del HFVRP.

$$K = K^1 + K^2 + K^3 \dots K^n \quad (1)$$

$$K \leq B \quad (2)$$

$$CF = \sum_{i=1}^N fu_i * NV_i \quad (3)$$

$$CV = \sum_{i=1}^N vu_i * NV_i \quad (4)$$

$$CT = CF + CV \quad (5)$$

$$NV_i \geq \frac{\sum_{h=1}^H Q_{hi} * P_h}{c_i}, \quad \forall i \in I \quad (6)$$

Las restricciones propias del modelo son: (1) la suma de todos los subconjuntos de vehículos debe ser igual al tamaño total de la flota, (2) El tamaño total de la flota debe ser menor o igual a B , siendo B un número muy grande, (3) Los costos fijos que acarreará el mantener la flota completa están dados por la sumatoria de los costos fijos unitarios (fu_i) de cada tipo de vehículo i , multiplicado por la cantidad de vehículos de tipo i que se tenga (NV_i). Estos costos fijos pueden ser los costos de adquirir el vehículo, de mantenimiento, depreciación... etc. (4) Los costos variables asociados al movilizar la flota para realizar la labor logística están determinados

por la sumatoria del costo variable de cada tipo de vehículo i (vu_i), multiplicado por la cantidad de vehículos de tipo i utilizados (NV_i) en el ruteo; la asociación más común a estos costos es el consumo de combustible por tipo de vehículo, pero puede asociarse también al costo de personal, deterioro de la flota...etc.

Por último, cabe resaltar que este costo se puede plantear como dependiente del arco que vaya a recorrer cada tipo de vehículo; de esta forma, el costo variable va a depender del tipo de vehículo i y del arco kj que el vehículo deba recorrer. (5) El costo total del proceso logístico de distribución de insumos será la suma de los costos fijo y los costos variables considerados en el problema.(6) La cantidad de vehículos utilizados de tipo i para la distribución (NV_i) debe ser mayor o igual a la cantidad de vehículos necesarios para transportar los bienes; para esto, se debe multiplicar la cantidad de bienes de tipo h a transportar en los vehículos de tipo i , por la capacidad unitaria requerida por cada tipo y luego dividirlo por la capacidad que tiene un solo vehículo de tipo i (Moreno, Alem y Ferreira, 2015). Cabe resaltar que por capacidad se puede hablar de peso, volumen, dimensiones... etc.

3.5 VRP Estocástico

Afronta el problema de la aleatoriedad del proceso logístico de distribución de recursos modificando los comportamientos de algunas variables, pasando de ser datos conocidos y de carácter determinístico a provenir de distribuciones de probabilidad.

Según Daneshzand, (2011). Las aplicaciones más comunes del VRP estocástico (SVRP) suelen asociarse a: las demandas estocásticas, clientes estocásticos los cuales pueden o no presentar demanda dependiendo del periodo, tiempos estocásticos de servicio al cliente y tiempos de viaje estocásticos.

3.5.1 Problema de ruteo de vehículos con tiempos de viaje estocásticos. En el problema de VRP, los tiempos de viaje suelen ser de carácter determinístico y asumirse que tiene una correlación lineal con la distancia que debe recorrer la flota. Sin embargo, en muchas aplicaciones de la vida real, suelen observarse una variabilidad en los tiempos de viaje, producto de múltiples sucesos ocurridos entre los puntos de origen y destino. El Time Dependent Traveling Salesman Problem (TDTSP) es un caso especial en el cual un vehículo con capacidad infinita es el que está disponible.

Malandraki y Daskin (1992) clasifican las causas de dicha variabilidad en 2 componentes. El primer componente es debido a accidentes, condiciones climáticas o eventos aleatorios; el segundo componente hace referencia a variaciones periódicas temporales, ya sean horarias, diarias, semanales o cumplan ciclos estaciones en el volumen de tráfico promedio. Es de destacar que la diferencia entre una y otra es la naturaleza repetitiva del segundo componente.

Características Generales.

- El tiempo de viaje estocástico puede tener un comportamiento dependiente o independiente de la ruta. El comportamiento dependiente surge en situaciones en las cuales el tráfico de vehículos sufre afectaciones generales, tales como las ocasionadas por condiciones climatológicas como lloviznas, neblina... entre otras, en dichas condiciones se hace más difícil el conducir; para estos casos, lo más adecuado es el planteamiento de escenarios donde todas las rutas posibles sean afectadas. El comportamiento independiente surge en situaciones en las cuales el tráfico de vehículos sufre afectaciones solo en determinadas rutas, ejemplo de estos casos son los accidentes automovilísticos, las reparaciones de carreteras... Etc.
- Los vehículos parten y terminan en el mismo deposito.
- La demanda de los clientes es de carácter determinístico y conocido.
- Los vehículos no deben visitar 2 veces el mismo nodo
- Suelen vincularse costos asociados a la no prestación del servicio, pues varios autores castigan la demora en que incurran los vehículos.

3.6 Solución del VRP

Dadas las características inherentes al problema de distribución de ayuda humanitaria en una situación post-desastre; Gralla, Goentzel, and Fine (2014) clasifican las soluciones brindadas en torno a tres criterios: Eficiencia, Efectividad y equidad.

Eficiencia

La eficiencia suele vincularse fuertemente a los costos implicados en la operación logística, de los cuales pueden desglosarse: costos de adquisición de los vehículos, costo de operación de flota (puede vincularse al tiempo de viaje (Huang, Smilowitz & Balcik, 2011), al consumo de combustible (Zhang & Xiong, 2018) entre otros) y otros costos adicionales.

Cabe resaltar que algunos autores vinculan a sus modelos de optimización costos como el “costo de faltantes” o “costo por retardo en entrega”; aun así, dichos costos no tienen un enfoque hacia la eficiencia del modelo.

Efectividad

Gralla, et. Al. (2014) afirman que los objetivos relacionados a la efectividad tienen un fuerte vínculo con la medición del servicio prestado, ya sea calculando la cantidad de demanda satisfecha y/o la velocidad con que la demanda satisfecha. Gutjahr y Nolz (2016) fragmenta el concepto de efectividad en:

- Tiempo de respuesta: Procura la pronta atención de la demanda, un ejemplo es la adición del “costo por retardo en entrega”.
- Distancia de viaje: Cambia el enfoque dado en la distribución de ayudas, pues la eficiencia procura distribuir con el menor costo producido el desplazamiento de los vehículos; por su parte, la distancia de viaje busca reducir el desplazamiento que deba realizar la demanda hacia los centros de distribución de recursos para recoger la ayuda.
- Cobertura: Optimiza la cantidad de bienes suministrados frente a la cantidad requerida por la demanda.

- **Confiabilidad:** Busca asegurar el suministro de ayudas humanitarias, mitigando el impacto que pueda tener cualquier futuro evento en dicho proceso.
- **Seguridad:** Busca asegurar la efectiva entrega de la mercancía a los centros de evacuación, así como la efectiva conservación de los recursos. Por ejemplo, Ferrer et al. (2018) plantean la formación de “convoys de vehículos con ayuda humanitaria” como estrategia para la efectiva entrega de la mercancía en los centros de evacuación y la disminución del riesgo de saqueo.

Equidad.

Según Gutjahr y Nolz (2016), el principal objetivo de este enfoque es procurar que ningún grupo quede en desventaja al momento de realizarse la distribución de los recursos post- desastre. Gralla, et. Al. (2014) afirman que los objetivos relacionados a la equidad son más complejos que en los anteriores enfoques, dada la complejidad de definir y modelar el concepto de equidad. Ferrer et al. (2018) propone niveles mínimos de satisfacción para los nodos de demanda, así como el análisis de las desviaciones cuadradas de las demandas satisfechas. Por su parte, Huang, Smilowitz y Balcik (2011) plantean métricas para el nivel de servicio en los nodos y el tiempo de respuesta.

3.7 Problemas NP y NP-Hard

Un problema NP es aquel que puede ser resuelto en un tiempo no determinístico de carácter polinomial; también los problemas NP pertenecen a la clase E, los cuales pueden ser resueltos por programas computacionales determinísticos en tiempos exponenciales. (Hämäläinen, 2006). Por el contrario, los problemas de tipo NP-Hard requieren tiempos exponenciales para su solución dada su alta complejidad.

3.8 Heurísticas para el VRP

En respuesta a la enorme complejidad de los problemas NP-Hard, los investigadores han creado métodos que proporcionan buenas respuestas en tiempos considerablemente cortos. Cabe resaltar

que dichos métodos están ideados para encontrar óptimos locales y que algunas toman ejemplos de comportamientos observados en la vida real.

3.8.1 Heurísticas Constructivas. Creadas con el propósito de brindar una solución inicial, a partir de la cual una heurística de mejora pueda encontrar mejores soluciones. Sin embargo, en la actualidad las metaheurísticas son tan robustas que pueden iniciar sus mejoras desde soluciones factibles, por lo que la mayoría han caído en desuso. Dos ejemplos de heurísticas constructivas son la heurística de pétalos en cual se trazan rutas llamadas pétalos, por las que deberá transitar el vehículo para visitar a los clientes en busca de disminuir el costo del viaje. Por otra parte, la heurística de Clark y Wright genera 2 rutas para visitar a todos los clientes y retornar al punto de inicio. Posteriormente, las fusiona aplicando el criterio del “ahorro”; el cual consiste en unificar las 2 rutas generando un ahorro en los costos igual a la diferencia de los costos de realizar cada ruta por separado.

3.8.2 Metaheurísticas. Son paradigmas de inteligencia artificial especialmente usados para resolver problemas de optimización; la exploración y la explotación son la clave para el proceso de la búsqueda eficiente de soluciones y es posible clasificarlas entre metaheurísticas de búsqueda local y las basadas en las poblaciones según la forma de realizar la exploración y explotación del espacio de soluciones factibles (Abdel-Basset, Abdel-Fatah & Sangaiah, 2018).

3.8.3 Metaheurísticas de búsqueda local. Exploran el espacio de soluciones moviéndose en cada iteración de solución en solución cercana, en busca de mejorar el resultado. Ejemplos de este tipo son:

3.8.3.1 Recocido simulado. Simula el proceso del recocido físico, primero se genera una solución aleatoria X^c y una alta temperatura T y luego una solución X^n es generada aleatoriamente en el vecindario cercano a la solución inicial; posteriormente se calcula la diferencia Δ así:

$$\Delta = f(X^c) - f(X^n)$$

Si Δ es pequeño, X^n se toma como el nuevo punto a partir del cual continuar mejorando la solución. En caso contrario, el punto tiene una probabilidad $P(\Delta, T)$ de ser aceptado (Abdel-Basset, Abdel-Fatah & Sangaiah, 2018).

$$P(\Delta, T) = e^{(-\frac{\Delta}{T})}$$

3.8.3.2 Recocido Determinístico. A diferencia del recocido simulado, se establece un parámetro de carácter determinístico β , dicho parámetro sirve para evaluar el parámetro Δ y aceptar o rechazar la solución X^n , en caso de que la condición establecida entre los parámetros β y Δ se cumpla.

3.8.3.3 Búsqueda Tabú. Inicia desde una Solución t y se mueve hacia una solución no tabú X_{t+1} , sin embargo, cualquier solución que comparta ciertos atributos con la solución X_t será clasificada como “Tabú” y será prohibida con el propósito de diversificar las características de la solución obtenida y procurar la exploración del espacio de soluciones factibles. (Laporte, Ropke, Y Vidal, 2014).

3.8.3.4 Búsqueda iterada local. Por sus siglas ILS (Iterated Local Search). Consiste en iniciar una búsqueda local partiendo de una solución inicial hasta cumplir el criterio de parada (puede ser un determinado número de iteraciones, un tiempo límite ...etc) retorna la mejor solución encontrada y esta es generada para crear una nueva solución de inicio a partir de la cual se comience la búsqueda nuevamente.

3.8.3.5 Búsqueda variable en vecindario. Toma un número determinado de vecindarios e inicia la búsqueda partiendo de una solución inicial hasta encontrar una mejor solución, entonces cuando el ultimo vecindario ha sido explorado, inicia un nuevo ciclo hasta culminar con el número de ciclos establecidos previamente o hasta que no se halle una mejor solución. (Laporte, Ropke, Y Vidal, 2014).

3.8.4 Metaheurísticas basadas en poblaciones. Toma un conjunto de soluciones y las hace evolucionar mediante el cruce de estas, con la esperanza de alcanzar mejores soluciones que las iniciales.

3.8.4.1 Colonia de Hormigas. Inspirado en el funcionamiento de una colonia de hormigas, es un algoritmo basado en la búsqueda local que propone la creación de un parámetro π_{ij} que se llama feromona y es una señal de cuan efectivo fue el cruce de las variables i y j en anteriores iteraciones. (Laporte, Ropke, Y Vidal, 2014).

3.8.4.2 Algoritmos Genéticos. Siguiendo el principio de Supervivencia planteado por Darwin, El algoritmo genético es un algoritmo de búsqueda aleatoria que simula el proceso de evolución de los cromosomas; para ello utiliza 3 procesos centrales y fundamentales en la metaheurística: Selección, cruce y mutación (Yu. M & Song.M, 2018). La estructura de este algoritmo se encuentra resumida en la figura 4, en donde se resaltan los procesos fundamentales y la secuencia estipulada para obtener los resultados esperados.

El algoritmo inicia con la generación de un conjunto de individuos, denominados población, cada uno de ellos es una solución creada aleatoriamente y recibe el nombre de cromosoma, conformados por parámetros llamados genes.

Posteriormente dichos cromosomas son evaluados con el propósito de asignar un marcador que les permita competir y será dicho valor del que dependa la probabilidad de ser seleccionado para la generación de los descendientes de la población inicial. En consecuencia, la selección será la fase en la cual se elegirán a los mejores cromosomas para que puedan pasar sus genes a la siguiente generación.

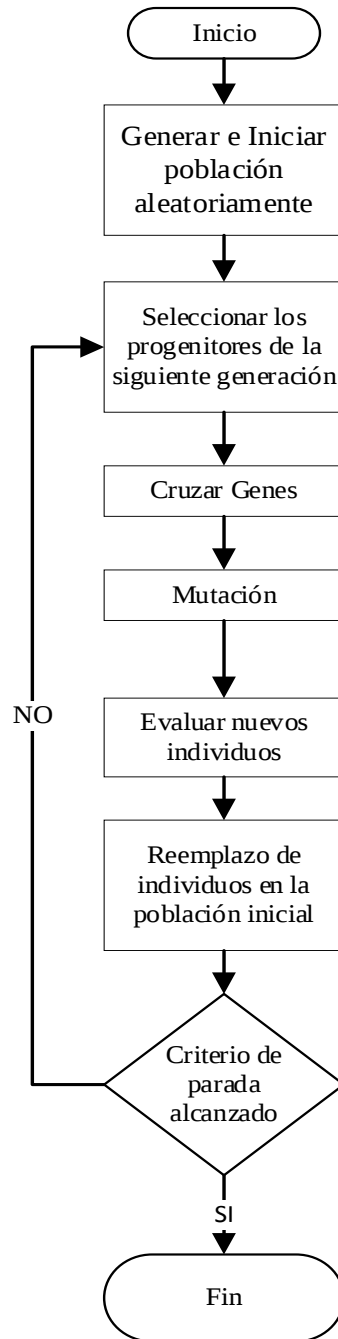


Figura 4. Estructura del algoritmo genético.

Elegidos los progenitores, se procede a realizar el proceso de cruce donde algunas partes de 2 cromosomas seleccionados se intercambian entre sí sus genes para la generación de los descendientes. Sin embargo, algunos descendientes pueden estar sujetos al proceso de mutación lo cual ocasiona que algunos de los genes pueden ser cambiados por otros de forma aleatoria,

cabe resaltar que la importancia de este proceso es el mantener diversa las poblaciones resultantes y escapar de óptimos locales.

Una vez obtenidos la descendencia, esta es evaluada y dependiendo del criterio que se considere puede ser: rechazada o integrar parte de la población inicial reemplazando individuos de dicha población hasta que el criterio de finalización se cumpla, ya sea por convergencia de la población, numero de iteraciones, o cualquier otro empleado.

En el estudio realizado por Abdel-Basset, Abdel-Fatah & Sangaiah, (2018) si llegase a obtenerse soluciones de menor calidad dada la mutación, la nueva población es evaluada según el criterio de mejora y solo se conservarán los mejores resultados para ser reemplazados por los peores que se tengan en la población actual.

4. Formulación del modelo matemático

El problema de distribución propuesto contempla varios subproblemas: el primero de ellos es el uso de flota heterogénea para realizar la distribución de los recursos; sin embargo, para el presente caso se contempló la especialización de la flota, es decir se propone que determinados tipos de productos solo puedan ser transportados por determinados tipos de vehículos (como ejemplo puede considerarse el caso de transportar agua en camiones cisterna en un desastre).

En segundo lugar, Se contempla la inclusión de tiempos de viaje estocásticos de tipo independiente entre los nodos establecidos en la red de distribución; para dicho fin se asigna una distribución de probabilidad uniforme que determine la velocidad a la cual puede transitarse por cada uno de los posibles arcos de la malla vial y solo cuando los vehículos hayan transitado un arco determinado se conocerá cual fue la velocidad promedio a la cual pudo transitar dicho arco y por ende, el tiempo que tardó un determinado vehículo en atravesar dicho arco. Es importante resaltar que dada la falta de información acerca del comportamiento que presentan las velocidades en un arco determinado, se decide asignar igual probabilidad de ocurrencia a todas

las velocidades posibles dentro de un rango determinado en el cual el límite superior será la velocidad máxima a la cual tiene permitido transitar un vehículo de carga por dicha vía y como límite inferior se fijara una velocidad muy baja que represente la dificultad que tiene desplazarse por un determinado arco, dicho valor podría ser incluso cercano al cero. Es importante resaltar que en ningún escenario se contempla la ruptura de vías pues se encuentra fuera del alcance de este proyecto. Las anteriores apreciaciones permiten concluir que cada simulación de desastre es en teoría diferente a las demás, y por ende cada simulación es un escenario diferente pues las afectaciones a la malla vial son diferentes

La red de distribución de ayudas humanitarias está conformada por los alberges a los cuales se asume que ya han evacuado todas las personas que habitaban áreas vulnerables y los depósitos o bodegas a los cuales llegan las ayudas humanitarias que serán distribuidas por toda la red. La matriz de distancias considerada para la solución del problema contendrá la información de la distancia rectangular mínima a recorrer por un vehículo para ir de un nodo a otro, en otras palabras, no se considerarán nodos auxiliares que cumplan funciones marcado de calles y carreras.

El problema de distribución consiste en determinar la cantidad de cada tipo de producto que debe ser transportado por cada tipo de vehículo a cada uno de los centros de evacuación o albergues, haciendo uso del enfoque a priori para la planeación de rutas, los cuales se encargaran de suplir las necesidades de las personas allí concentradas, dicha distribución estará limitada por la capacidad en peso y volumen de los vehículos utilizados. Sin embargo, dicha distribución solo considerará los tiempos de viaje entre cada uno de los clientes, dejando de lado los tiempos de carga y descarga de productos; así como tampoco se considerarán gastos de adquisición de flota pues se asumirá que se dispone de la flota necesaria para atender la emergencia.

4.1 Asunciones

- El tiempo de viaje tiene comportamiento estocástico para cada arco de la malla vial, sin embargo, dicho tiempo está vinculado al sentido vial en que se recorra un arco, por consiguiente, el tiempo de viaje variará con el sentido vial.
- Una vez completadas las entregas programadas del vehículo, retornará al centro de distribución, sin recoger bienes o personal en el camino.
- El centro de distribución puede satisfacer toda la demanda emergente.
- Se supondrá que tanto los centros de atención como el centro de distribución principal tienen la capacidad de almacenamiento suficiente para recibir todos los pedidos.
- No se considerará la forma de los bienes que deban transportarse en los vehículos, en su lugar, la asignación de capacidad se hará de acuerdo con el volumen de los bienes a transportar.

Índices

R = Tipo de recurso **r** (1, 2, ..., **R**)

V = Tipo de vehículo **v** (1, 2, ..., **V**)

K = Conjunto de vehículos individuales **k** (1, 2, ..., **K**)

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

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

n = Número de nodos

Parámetros determinísticos

D_{ir} = Demanda del cliente *i* del recurso *r* [**Un**]

P_v = Capacidad en peso de carga del vehículo *v* [**kg**]

E_v = Capacidad en volumen de carga del vehículo *v* [**m³**]

A_{ij} = Distancia necesaria para ir del nodo *i* al nodo *j* [**km**]

H_{jvk} = Hora de partida del nodo *j* por el vehículo *k* perteneciente al tipo *v* [**H**]

C_v = Costo de distribución del tipo de vehículo *v* por minuto [**\$/H**]

C_p = Costo de demanda insatisfecha [**\$/Un**]

C_t = Costo por minuto de entrega tardía de las ayudas [**\$/H**]

RP_r = Peso unitario del recurso *r* [**kg/Un**]

RE_r = Volumen unitario del recurso r $[m^3/Un]$

W_v = Cantidad de vehículos de tipo v disponibles $[0,1,2,...,k]$

M_{vk} = Tiempo límite para suplir la demanda en el desastre $[H]$

B = Un número muy grande

Parámetros estocásticos

T_{ijvk} = Tiempo necesario para ir del nodo i al nodo j por el vehículo k $[H]$
perteneciente al tipo v

L_{ijvk} = Velocidad promedio para ir del nodo i al nodo j por el vehículo k $[km/H]$
perteneciente al tipo v

Variables

X_{rivk} = Cantidad de recurso r que debe ser transportada por el vehículo k perteneciente al tipo de vehículo v al nodo i

$Y_{ijvk} = \begin{cases} 1 & \text{si el vehículo } k \text{ de tipo de vehículo } v \text{ puede transitar del nodo } i \text{ al nodo } j \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$

Función Objetivo

1. Costo operacional = $\left\{ \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^K T_{ijvk} * Y_{ijvk} \right) * C_v \right\}$
2. Costo humanitario = $\left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^R [D_{ir} - \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^n (X_{rivk} * Y_{ijvk})] * Cp \right\}$
3. Costo por tiempo extra =

$$\sum_{k=1}^K \left[\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ijvk} * Y_{ijvk} \right) - M_{vk} \right] * Ct$$

4. $F.O. = \min \text{Costo operacional} + \text{Costo humanitario} + \text{Costo por tiempo extra} \quad \forall v$

La función objetivo (4) se compone de tres partes para cada tipo de vehículo: (1) considera el costo de operación de la flota utilizada para la distribución de los recursos, (2) castiga el proceso de distribución a causa de la demanda que no pudo ser satisfecha tras la asignación de las rutas establecidas y (3) castiga el proceso de distribución por el tiempo extra que le tome a los

vehículos finalizar la ruta establecida, considerando la diferencia entre el tiempo máximo establecido para realizar el proceso de distribución contra el tiempo real empleado por la flota.

Las restricciones a las cuales se sujeta la función objetivo son las siguientes:

5. $T_{ijvk} = \frac{A_{ij}}{L_{ijvk}} \quad \forall i, j, v, k$
6. $H_{0vk} = H_{inicial} \quad \forall v, k$
7. $H_{jvk} = T_{ivk} + T_{ijvk} \quad \forall i, j, v, k$
8. $P_v \leq \sum_{r=1}^n \sum_{i=1}^n (X_{rivk} * Y_{ijv} * RP_r) \quad \forall v, k, j$
9. $E_v \leq \sum_{r=1}^n \sum_{i=1}^n (X_{rivk} * Y_{ijv} * RE_r) \quad \forall v, k, j$
10. $W = \sum_{v=1}^v W_v$
11. $W \leq B$
12. $D_{ir} \leq \sum_{v=1}^v \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n (X_{rivk} * Y_{ijvk}) \quad \forall r, j$
13. $\sum_{j=1}^n Y_{0jvk} \leq 1 \quad \forall v, k$
14. $\sum_{j=1}^n Y_{ijvk} - \sum_{j=1}^n Y_{jivk} = 0 \quad \forall i, v, k$
15. $\sum_{i=1}^n Y_{i0vk} = 1 \quad \forall v, k$
16. $\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n Y_{ijvk} = 1 \quad \forall j, v$

La restricción (5) calcula el tiempo necesario para desplazarse de un nodo a otro para cada vehículo k perteneciente al tipo v , es importante resaltar que las velocidades promedio de recorrido solo pueden ser conocidas con exactitud una vez es recorrido el arco, de lo contrario solo se conocerá la distribución de probabilidad de la cual proviene la velocidad en dicho arco. (6) define la misma hora de partida para todos los vehículos que tienen rutas asignadas y (7) es la encargada de realizar seguimiento al tiempo que toma realizar la distribución a lo largo de cada ruta, además de ser la que ejecute el supuesto de tiempo estocástico al adicionar el tiempo de viajar de un nodo a otro justo cuando el vehículo se encuentra en el nodo de destino. (8) y (9) se encargan de garantizar que no se exceda la capacidad en los vehículos, tanto de peso como de volumen, (10) estima el tamaño de la flota total de vehículos disponibles para la operación de distribución y (11) se emplea para suponer una flota virtualmente infinita y garantizar su suficiencia para la distribución de los recursos demandados. (12) Asegura que la demanda de

cada recurso sea satisfecha, (13) permite que solo aquellos vehículos necesarios para la distribución sean los que salgan del depósito a distribución y (14) garantiza que no se creen subrutas y que se respete la secuencia de los nodos, finalmente (15) asegura que los vehículos que han salido a distribución regresen al depósito inicial y (16) permite que solo un vehículo de cada tipo v visite cada uno de los clientes.

5. Diseño del algoritmo para la solución del TVRP

El método de solución a utilizar en el trabajo de investigación se fundamenta en los mecanismos de evolución de la genética natural, los cuales inspiraron a John Holland durante la década del 70 para proponer un algoritmo genético que busca emular el proceso de selección que lleva a la supervivencia de los individuos mejor adaptados genéticamente para superar las dificultades presentes en el ambiente (Holland, 1975).

Este algoritmo ha demostrado ser eficaz para la solución del problema de ruteo de vehículos, puesto que es una de las metaheurísticas más usadas en la literatura por los autores mencionados en el estado del arte realizado en el presente trabajo.

Cabe resaltar que el algoritmo introduce funciones codiciosas en cada iteración. El algoritmo inicia con una función de costo codiciosa basada en la búsqueda del vecino más cercano que genera muy buenos individuos que, al ser comparados con nuevos individuos engendrados en generaciones posteriores tras la intervención de los operadores genéticos clásicos, quien brinde una mejor adaptación a la función de costo será aquel individuo que sobreviva con el paso de las generaciones.

Los operadores genéticos mencionados se encargan principalmente de expandir el espacio de búsqueda de una solución factible, tras un determinado número de generaciones o iteraciones permitido. En la figura 5 se visualiza la secuencia lógica del algoritmo para posteriormente abordar más a fondo cada una de las etapas.

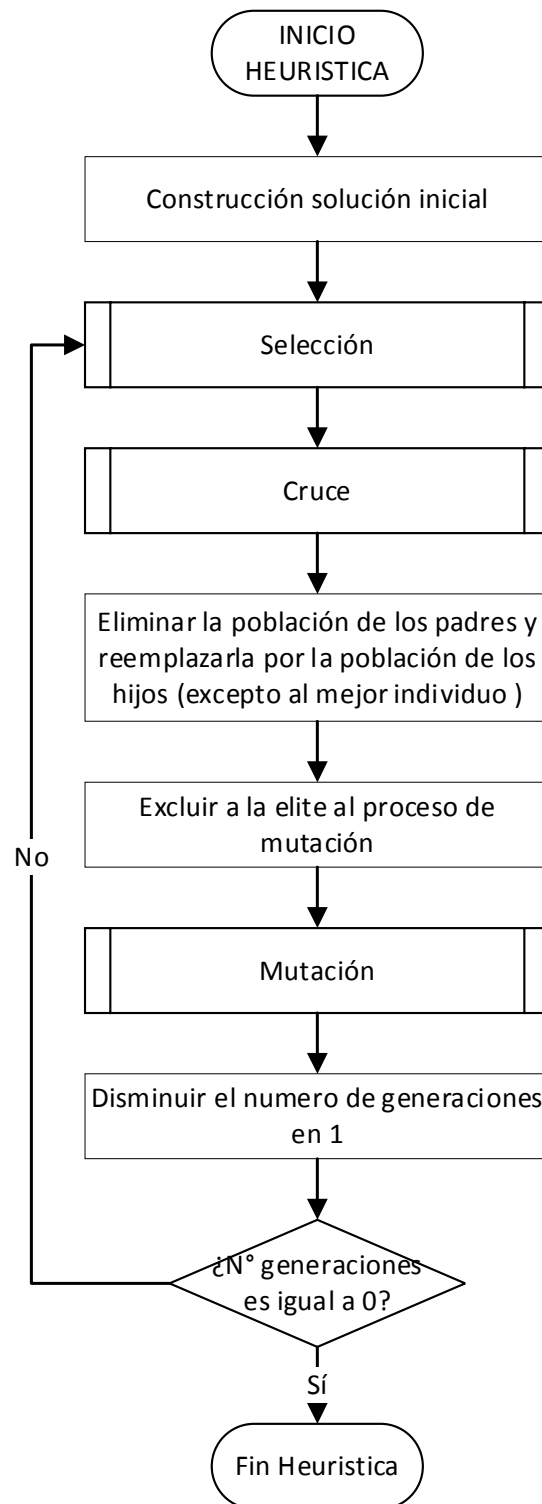


Figura 5. Diagrama de flujo del algoritmo genético

A continuación, se presentan cada una de las etapas que conforman el algoritmo.

Etapla 1. Representación de los individuos.

Etapla 2. Construcción de la solución inicial. Vecino más cercano.

Etapla 3. Mejora de la solución mediante operadores genéticos.

Etapla 4. Actualización de las mejores soluciones.

Etapla 5. Acumulación de cantidad de iteraciones.

5.1 Representación de los individuos

Para llevar a cabo la representación de una posible solución al problema de ruteo, se propone conformar a cada individuo con un número “ v ” de cadenas de “genes” llamadas cromosomas. El valor de “ v ” responde a la cantidad de tipos de vehículos a considerar dentro del problema, mientras los genes se refieren a las celdas que serán rellenas con la información a ser interpretada de la siguiente forma:

- Para efectos prácticos se contemplan 2 tipos de vehículos v , los cuales cuentan con una disponibilidad de flota de tamaño K . Por tanto, a cada vehículo perteneciente al tipo $v=1$, se le asignara un subíndice $k= [1, 2, \dots, K]$ según la cantidad de vehículos disponibles de este tipo. Una vez agotados dichos vehículos, se reinicia el conteo para los vehículos de tipo $v=2$ y se numeran hasta agotar la cantidad de vehículos K disponibles.
- Cada individuo contiene 2 cadenas de genes, la primera de ellas contiene la información de las rutas de los vehículos de tipo $v=1$, mientras la segunda cadena contiene la información correspondiente a los vehículos de tipo $v=2$.
- Para representar que cada ruta debe iniciar y terminar en el depósito, iniciará y terminará con un cero.
- Para identificar a los nodos clientes, cada uno tendrá asignado un número desde 1 hasta n , siendo n la cantidad total de nodos cliente, los cuales serán asignados uno por uno a los genes que conforman los cromosomas.
- Las rutas se interpretan de la siguiente manera: el conjunto de números delimitado por el primer cero hasta el siguiente será asignado como la primera ruta, la cual deberá llevarse a cabo por el vehículo $k=1$ del tipo v al que corresponda la cadena. Asignada la primera

ruta, se inicia inmediatamente la asignación de clientes para la segunda ruta, delimitada por el segundo cero en la cadena de genes hasta el tercer cero, la cual será suplida por el vehículo $k=2$ del tipo v , y así sucesivamente hasta finalizar la asignación de los clientes a las rutas.

- Como insumo para el cálculo de costos, deberá realizarse una matriz simplificada considerando las trayectorias más cortas entre cada uno de los clientes.

Para visualizar de manera más clara las reglas estipuladas anteriormente y facilitar su representación, se plantea el siguiente ejemplo en donde se busca interpretar la ruta para los vehículos de tipo $v=1$, sabiendo que se cuenta con dos vehículos de dicho tipo. En la figura 6 se muestra un ejemplo de la representación de un individuo en su totalidad, conformado por V cadenas, siendo cada cadena la representación de las rutas de cada uno de los tipos de vehículos

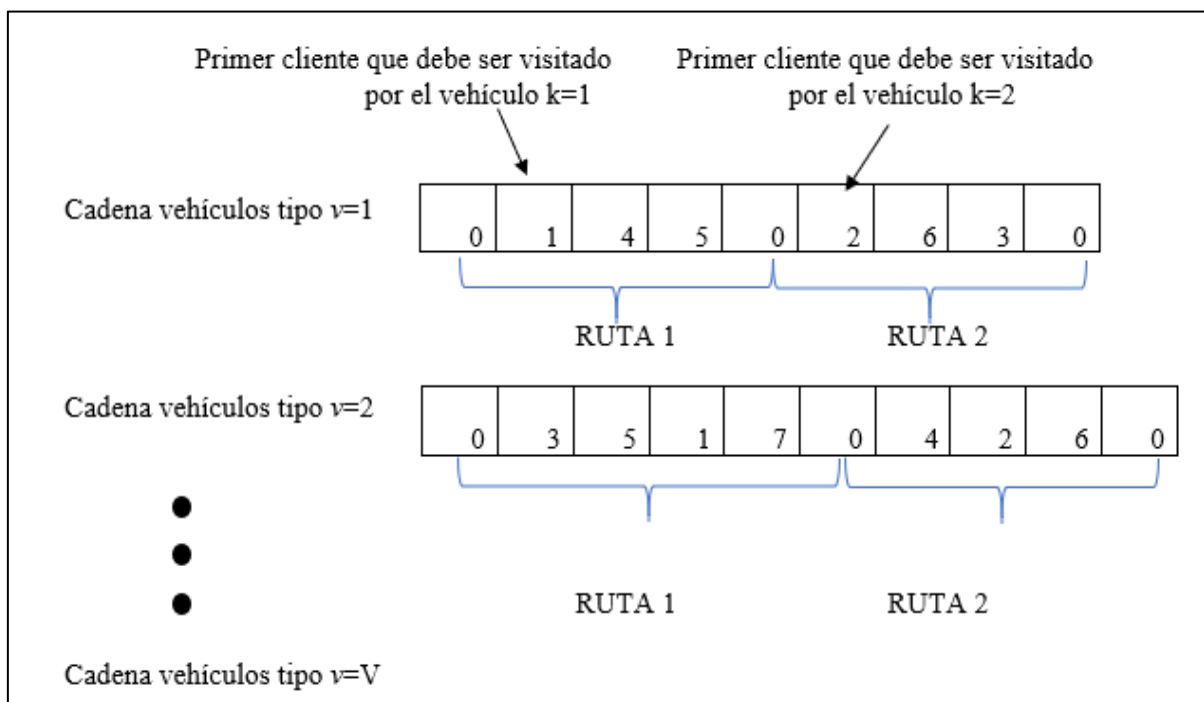


Figura 6. Representación de los individuos

De este modo, se puede interpretar que la primera ruta, asignada al vehículo $k=1$, está conformada por los clientes 1-4-5 partiendo desde el depósito hacia el cliente 1, posteriormente

al cliente 4, luego al 5 y finalmente retornará al depósito. Asignada en su totalidad la primera ruta, se inicia el proceso para el vehículo $k=2$, para el cual la ruta está conformada por los clientes 3-5-1-7 iniciando su recorrido desde el depósito hacia el cliente 3, visitará los clientes en orden y finalizará de nuevo en el depósito.

5.2 Construcción de la solución inicial

Para llevar a cabo la construcción de la solución inicial se implementó la heurística del vecino más cercano, la cual ha sido frecuentemente utilizada en la literatura para tratar el problema de ruteo de vehículos. Adicionalmente, con el propósito de asegurar la exploración de diversos campos de solución, se adoptó una variante en la búsqueda del nodo más cercano denominada “por similitud”, la cual permite que sean consultados los k nodos más cercanos y se le otorgue una probabilidad de escogencia a cada uno de ellos, de modo que los individuos generados tras esta búsqueda nodo a nodo se diferencien en valor de adaptación.

En este orden de ideas, es relevante especificar los procesos que acompañan a la heurística del vecino más cercano antes de proceder a sus definiciones específicas. La secuencia lógica de cada uno de dichos procesos se puede visualizar en la figura 7.

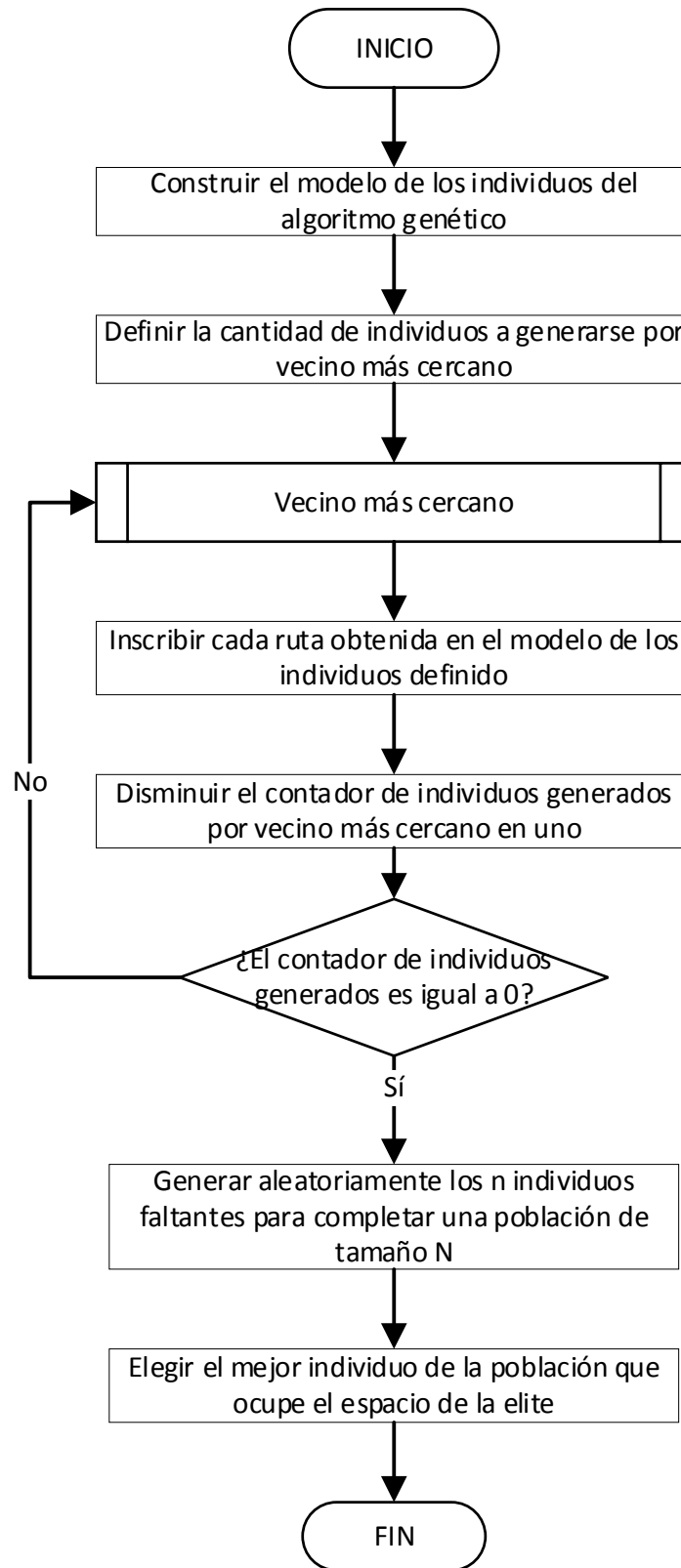


Figura 7. Diagrama de flujo de la construcción de la solución inicial

Como se puede observar, el primer paso para la construcción de la solución inicial consiste en la construcción del modelo de los individuos para la realización del algoritmo genético, con las reglas enunciadas en el inciso uno de este capítulo.

Una vez se conozca la estructura de los cromosomas y la cantidad que componen a cada individuo, se procede a definir el número de individuos que van a ser generados mediante la búsqueda del vecino más cercano, los cuales van a ser transcritos y guardados uno por uno, hasta que se hallan generado la cantidad de individuos estipulados.

El número de individuos restantes para completar la población inicial se generan de manera aleatoria, con el objetivo de aumentar el espacio de exploración para llegar a una óptima solución. Es importante mencionar que se determina a criterio de los autores el número de individuos a ser generados aleatoriamente, para lo cual se estipula que sean igual a la tercera parte de la cantidad encontrada mediante la búsqueda del vecino más cercano.

Una vez sean generados todos los individuos que conforman la solución inicial, es momento de definir cuál de ellos es el individuo que mejor se adapta a la función costo. Este individuo se identifica como la élite y solo será reemplazado dentro del conjunto de solución una vez se encuentre un individuo con mayor adaptación, o sea, menor costo.

5.2.1 Heurística del vecino más cercano. La heurística del vecino más cercano ha sido objeto de numerosos estudios (Martí, 2003) por su simplicidad y eficacia a la hora de determinar una solución para el problema de ruteo de vehículos capacitados. Este algoritmo propone una solución con base a la cercanía de ubicación para unir un conjunto de nodos cliente distribuidos en un eje coordenado. Consiste en construir las rutas de forma secuencial, eligiendo como siguiente nodo, a aquel nodo más cercano al actual, partiendo desde un depósito. Por lo tanto, esta búsqueda se realiza de manera iterativa puesto que en cada paso se examina la vecindad del nodo actual para así elegir el siguiente nodo a insertar en la ruta.

Desde el punto de vista del CVRP, la programación del ruteo parte del depósito y es allí donde inicia la búsqueda del nodo más cercano, o sea, el de menor costo (entendiendo como

costo distancia, tiempo, etc.) y lo asigna a la ruta. Una vez llegue a dicho nodo, realiza la búsqueda del nodo más cercano al último nodo encontrado y manejando esa secuencia lógica, se construye el tour que deberán llevar a cabo los vehículos hasta visitar todos los clientes.

Es importante resaltar que además de tener en cuenta que todos los nodos clientes sean visitados, la demanda de los nodos asignados a dicha ruta no debe superar la capacidad de los vehículos que la recorren. Es decir, una vez la capacidad del vehículo se encuentre a tope, se procede a trazar una nueva ruta partiendo desde el depósito por otro vehículo disponible hasta concretar la visita de los clientes faltantes.

Al seguir la evolución del algoritmo mediante la construcción de un ejemplo dado, se puede visualizar que comienza muy bien, pues selecciona arcos de bajo costo dada la cercanía en distancia. No obstante, al final del proceso es muy probable que queden nodos que al atravesar los arcos que los comunican arroje un costo muy elevado y castigue en gran medida a la función de costo. Esto es lo que se denomina miopía del algoritmo, ya que en cada iteración escoge la mejor opción disponible sin evaluar que esto pueda llevar a tomar malas decisiones en posteriores iteraciones.

Por lo tanto, como una medida para reducir la miopía del algoritmo y aumentar su eficacia se adopta la regla de clasificación de los k vecinos más cercanos, la cual es una generalización del tipo de búsqueda por similitud, que consiste en ordenar el conjunto de nodos almacenados en relación con su similitud a la muestra dada en la consulta (Gómez Ballester, 2012). Para este caso particular, se ordena el conjunto de nodos de acuerdo con la mínima distancia existente entre ellos.

Este tipo de búsqueda se puede realizar de manera rápida y sencilla indicando el número máximo de nodos que se esperan como respuesta. Con base a esta consideración existen varios tipos de consulta por similitud (Zezula, Amato, Dohnal, & Batko, 2006).

Consulta por rango: Consiste en brindar un umbral de similitud r respecto al objeto de consulta x , arrojando como resultado de la búsqueda al conjunto de nodos cuya similitud sea menor al umbral, como se visualiza en la figura 8.

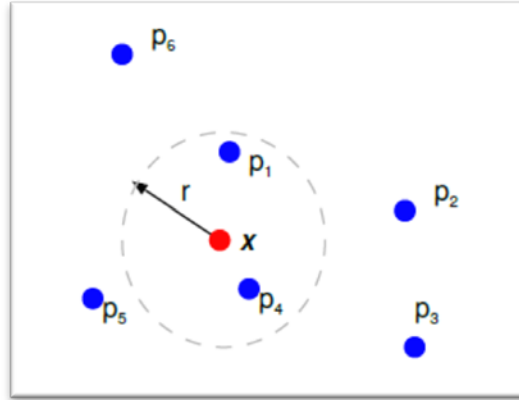


Figura 8. Consulta por rango. Adaptado de Zezula, Amato, Dohnal, & Batko, 2006. *Similarity Search. The Metric Space Approach*.

Consulta de los k-vecinos más cercanos: consta de un objeto de consulta y de un valor k que indica el número máximo de prototipos que se obtendrán como respuesta, como se visualiza en la figura 9.

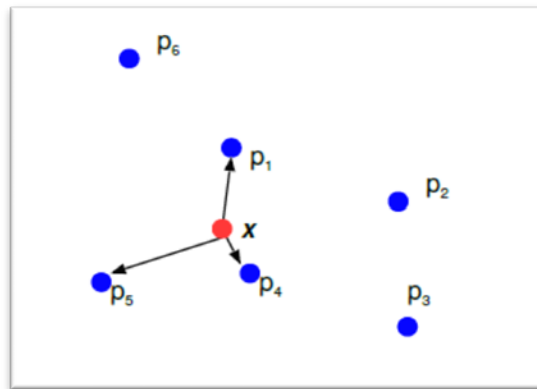


Figura 9. Consulta de los k-vecinos más cercanos. Adaptado de Zezula, Amato, Dohnal, & Batko, 2006. *Similarity Search. The Metric Space Approach*.

Una vez se obtengan los k nodos más cercanos al nodo desde el cual se realice la búsqueda, se asignará una probabilidad aleatoria durante cada iteración. De modo que si dicha probabilidad α resulta ser $\alpha > 0,3$ será asignado el nodo más cercano. En caso de no cumplir este caso, se entra a verificar si α se encuentra en el rango $0,3 > \alpha > 0,1$ de ser este el caso, el nodo asignado a la ruta

será el segundo más cercano. En caso de no ser así y α sea $\alpha < 0,1$, el nodo asignado a la ruta será el tercero en cercanía.

Entendida la adaptación aplicada a la búsqueda del vecino más cercano, en la figura 10 se ilustra la secuencia de las operaciones que intervienen dentro de la heurística, cuyo resultado procede como insumo para la construcción de la solución inicial.

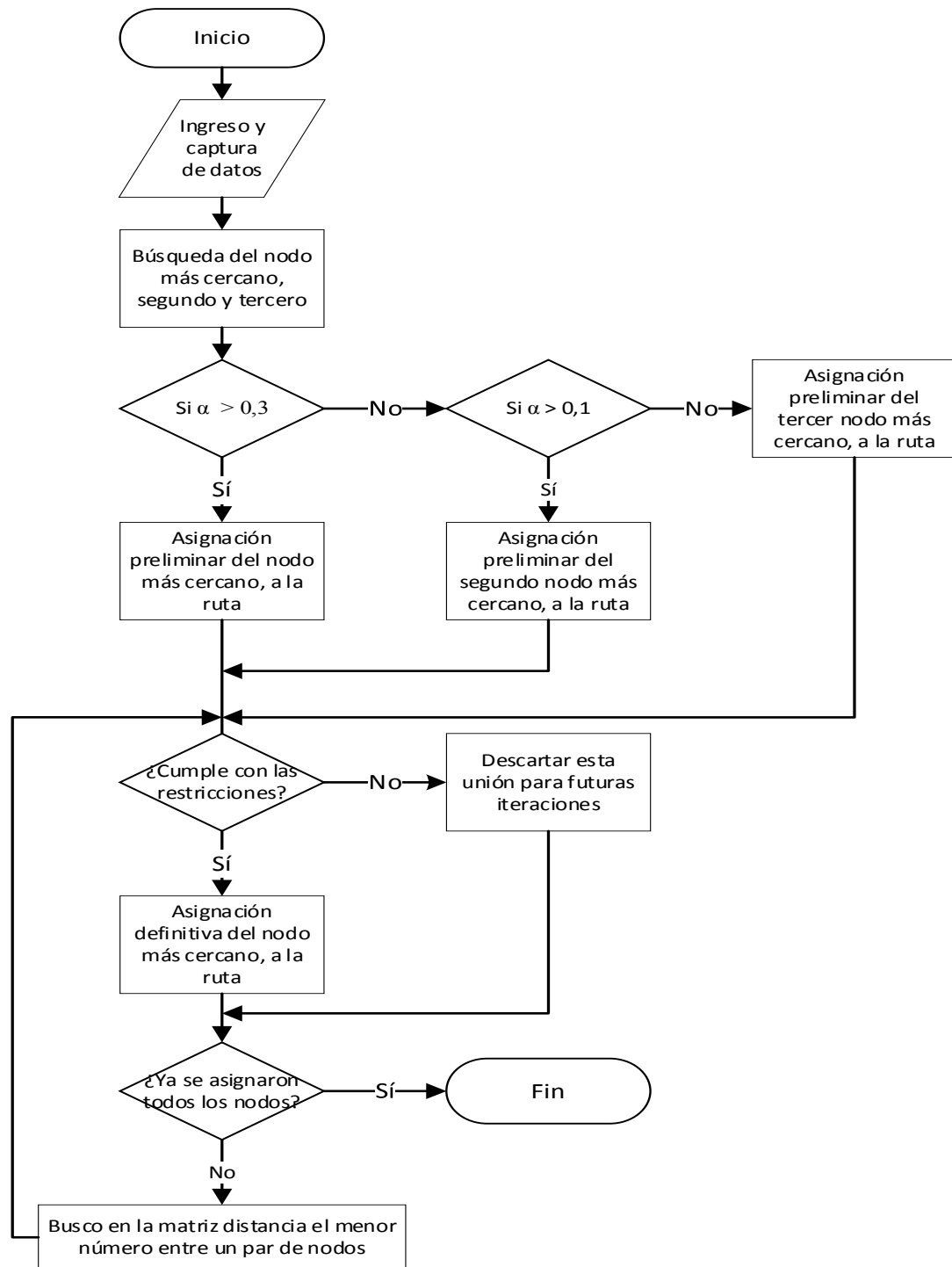


Figura 10. Diagrama de flujo del vecino más cercano modificado

5.3 Mejora de la solución mediante operadores genéticos

La evolución de la población depende de la calidad de los individuos que compitan por permanecer en la población tras un determinado número de iteraciones, en las cuales sean partícipes de las operaciones de reproducción del algoritmo que permitan mejorar su calidad con el paso de las generaciones. Dicha calidad para los individuos se mide en la adecuación o adaptación de cada uno respecto a la solución del problema.

En cada nueva generación se crean algunos nuevos individuos que no estaban presentes en la población anterior. De este modo, el algoritmo genético accede a nuevos espacios de búsqueda. Estos nuevos individuos son generados aplicando los operadores genéticos a individuos de la población anterior. Los operadores genéticos que son utilizados para conservar la carga genética de generación en generación son denominados de selección, cruce y mutación.

5.3.1 Operadores de selección. Este tipo de operador genético permite seleccionar los individuos de la población actual que serán partícipes del proceso en donde se originen los individuos de una nueva población, considerada la siguiente generación. Por tanto, los operadores de selección deben tender a favorecer a los individuos que mejor se adapten a la solución del problema, mientras desaparecen aquellos denominados como de baja calidad. Este proceso de selección se puede llevar a cabo mediante diferentes métodos.

5.3.1.1 Selección por torneo. La selección por torneo consiste en elegir de manera aleatoria una pequeña muestra de k individuos de la población, de los cuales se seleccione el individuo con mejor valor de adaptación. Este proceso se suele llevar a cabo con un tamaño pequeño para la muestra, de 2 o 3 individuos máximo. Dicho procedimiento se repite hasta completar el número de individuos que se deseen seleccionar. Esta selección se puede implementar con carácter determinista o probabilista.

5.3.1.2 Selección por torneo probabilístico. Este proceso de selección se lleva a cabo de manera similar a la selección por torneo tradicional, a excepción que, una vez se seleccionen los k individuos, en lugar de escoger en todos los casos al individuo con mejor valor de adaptación, esta elección se hace con cierta probabilidad, en donde dicho individuo va a tener una probabilidad de ser elegido definida aleatoriamente, al igual modo que la tendrán los demás individuos participantes del torneo con menor valor de adaptación, asegurando que todos tengan posibilidad de recombinarse y así poder explorar un mayor espacio de solución.

5.3.2 Operador de cruce. Los operadores de cruce o recombinación en algoritmos genéticos consisten en intercambiar partes de dos vectores para conformar dos nuevos, donde uno de ellos tiene parte de los elementos de un vector y parte de los elementos del otro. De este modo, tiene sentido afirmar que dos vectores fueron cruzados o recombinados para formar nuevos vectores diferentes.

En este proceso, se suele nombrar a los individuos seleccionados como padres y a los nuevos individuos generados se les denomina hijos.

Este proceso de cruce se puede llevar a cabo mediante diferentes métodos.

5.3.2.1 Cruce por emparejamiento parcial (PMX). El método de cruce por emparejamiento parcial consiste en elegir un tramo de la ruta de uno de los padres, el cual se cruza conservando el orden y la posición de la mayor cantidad posible de cromosomas del otro, Araujo y Cervigón (2009).

La secuencia de pasos a seguir se describe a continuación:

1. Elegir aleatoriamente dos puntos de corte entre 2 ceros (para cada ruta), los cuales se mantendrán fijos.
2. Intercambiar las dos subcadenas comprendidas entre dichos puntos en los hijos que se generan.
3. Para los valores que faltan en los hijos, se copian los valores de los padres.
 - a. Si un valor no está en la subcadena intercambiada, se copia igual.
 - b. Si está en la subcadena intercambiada, entonces se sustituye por el valor que tenga dicha subcadena en el otro padre.

Por ejemplo, si se tienen los dos individuos representados en la figura 11, se procede a elegir aleatoriamente dos puntos de corte:

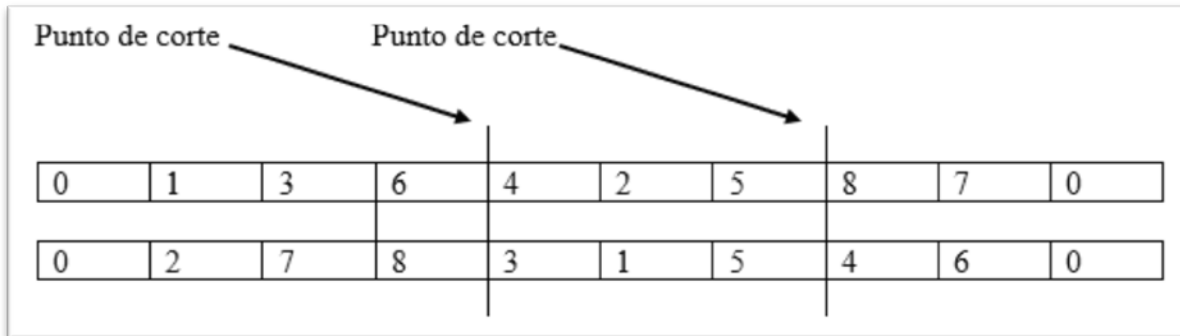


Figura 11. Cruce por emparejamiento parcial (PMX)

Para generar los descendientes, una vez elegidas las subcadenas comprendidas entre los dos puntos de corte, se toman sin alterar su orden y se cambian de una cadena a la otra, como se puede ver en la figura 12:

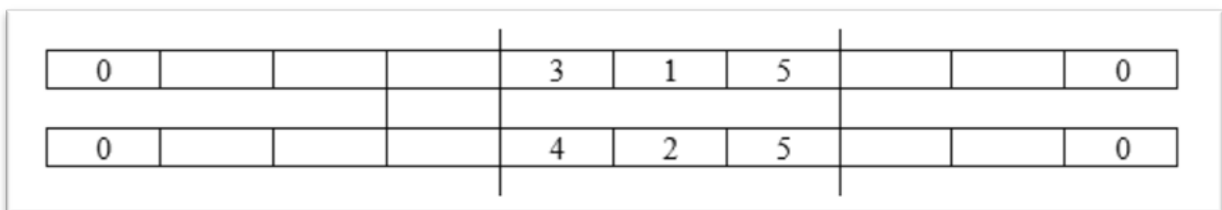


Figura 12. Segundo paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX)

A continuación, en cada uno de los espacios vacíos de los hijos colocamos los valores de los padres que no están ya asignados en el hijo, como se aprecia en la figura 13:

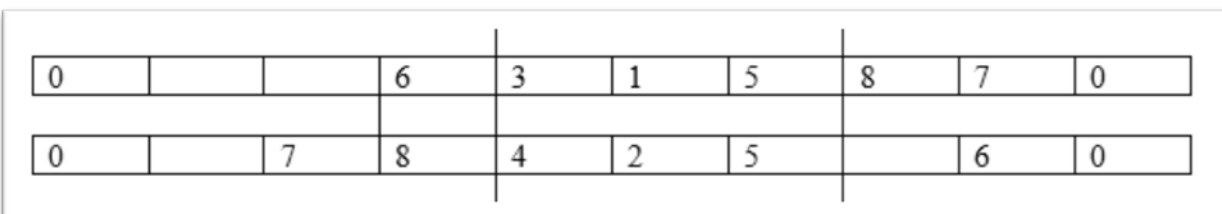


Figura 13. Tercer paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX).

Los espacios restantes se asignan utilizando los valores emparejados en las subcadenas iniciales, obteniendo los dos individuos mostrados en la figura 14:

0	2	4	6	3	1	5	8	7	0
0	1	7	8	4	2	5	3	6	0

Figura 14. Cuarto paso del cruce por emparejamiento parcial (PMX)

5.3.3 Operadores de mutación. Los operadores de mutación consisten en la creación de nuevos individuos alterando la combinación genética a través de la modificación de algún gen después de la etapa de cruce (operador cruce), para agregar diversidad a las características de la población. Esta mutación se realiza como un complemento al cruce aplicando una probabilidad de mutación a cada uno de los genes.

5.3.3.1 Mutación por intercambio. Se seleccionan dos puntos al azar del individuo a mutar y se intercambian los valores de dichas posiciones. Por ejemplo, en la figura 15 se visualiza el intercambio producido entre las posiciones 3 y 7, Araujo y Cervigón (2009). Es preciso aclarar que, para el algoritmo a construir, se marcaran las posiciones en las cuales termina o empieza una ruta, de esta manera se evitará que las posiciones que marquen salidas o retornos a bodega se vean comprometidas en el proceso de mutación y alteren las rutas de los individuos que están mutando. Además, la mutación por intercambio tiene lugar dentro de un individuo solo dentro de la misma cadena de vehículos, es decir, la mutación causará un intercambio de clientes entre rutas, pero del mismo tipo de vehículo v.

0	1	3	6	4	2	5	8	7	0
0	1	3	8	4	2	5	6	7	0

Figura 15. Mutación por intercambio

5.4 Actualización de las mejores soluciones

Tras finalizar la aplicación de los operadores genéticos en cada una de las iteraciones por medio de las cuales se intenta mejorar la solución inicial, se procede a contrastar la solución brindada por los nuevos individuos engendrados para la siguiente generación, con los individuos pertenecientes a la generación precedente.

Cabe recalcar que la mejor solución que brinda una generación es siempre el individuo denominado como la élite, pues es quien brinda un menor costo al ser evaluado en la función objetivo. Además, como fue definido que este individuo prevalece generación tras generación sin tener un cambio alguno, hasta que en una nueva generación se engendre un individuo que brinde una mejor solución. Por tanto, la nueva generación engendada estará compuesta por $(n-1)$ individuos, ya que ese espacio está reservado para el individuo designado como élite. Los demás individuos engendrados en la generación posterior reemplazan automáticamente a los individuos de la generación precedente.

5.5 Acumulación del número de iteraciones

Dadas por terminadas las etapas previas, prosigue determinar si el número de la iteración actual es igual al total de las iteraciones definidas en la primera etapa del diseño de algoritmo. De presentarse el caso mencionado anteriormente, se puede determinar que el individuo con la mejor adaptación hasta este momento es quien brinda la ruta a proponer como mejor solución del problema planteado. En caso contrario, en donde se encuentre que aún existen iteraciones pendientes, se debe volver a la etapa 3 en donde se construyan nuevas soluciones que puedan encontrar una mejor ruta hasta la determinada actualmente.

6. Validación del algoritmo

La validación del algoritmo respecto a los resultados publicados en la literatura se realiza con frecuencia en el ámbito científico para evaluar la efectividad de los resultados mediante los métodos de optimización propuestos en la elaboración del proyecto.

6.1 Instancias

El algoritmo propuesto es comparado con varias instancias conocidas en la literatura, sin embargo, cabe aclarar que no es válida en su totalidad dicha comparación pues no existen instancias actualmente que consideren la especialización de los vehículos para el transporte de un solo tipo de recurso, por lo anterior se procede a realizar el contraste con instancias del CVRP y realizar la comparación de un solo tipo de vehículo con los datos suministrados por las instancias.

Para realizar la comparación se utilizan las instancias de (Solomon, 1987) R1,C1 y RC1 las cuales sirven al propósito de determinar bajo cual organización de clientes tiene un mejor funcionamiento el algoritmo, pues el autor considera 3 organizaciones para sus clientes: dispersos (R1), en clústeres (C1) y una combinación de ambas características (RC1). Además, dado que los problemas o escenarios planteados por cada una de las instancias varían solamente en las ventanas de tiempo que determinan para los clientes, se decide realizar la corrida del primer problema de cada instancia pues este algoritmo no considera ventanas de tiempo. También fueron evaluadas las instancias AN80K10, AN62K8 y AN32K5 de Augerat et al (1998), estas instancias suponen una matriz de distancias simétricas y de naturaleza euclidiana además de presentar variaciones en la cantidad de clientes que deben atenderse y la cantidad de vehículos disponibles para realizar la operación logística. Estas variaciones quedan implícitas en el nombre de la instancia a evaluar pues el primer valor indica la cantidad de nodos (incluyendo el albergue) que comprenden el problema de ruteo y el segundo valor indica la cantidad de vehículos de igual capacidad (100 unidades) disponibles para el proceso de distribución. Como ejemplo de la anterior explicación se puede analizar la instancia AN80K10 de la cual se puede

inferir que se encuentra conformada por 80 nodos, 79 son clientes y 1 es un albergue; por otra parte, es posible inferir que, para realizar la distribución de los 79 clientes, únicamente se cuenta con 10 vehículos de capacidad homogénea (100 unidades c/u).

Cada instancia se corre 5 veces con 30 generaciones, los tiempos de viaje estocásticos se mantienen con una distribución uniforme, El algoritmo fue realizado y ejecutado en un equipo con procesador AMD A9 – 9410 RADEON R5, 5 COMPUTE CORES 2C + 3G y 8 GB de RAM instalada.

6.2 Resultado de la validación de instancias

El criterio de evaluación para las instancias será la distancia total recorrida por todas las rutas durante la distribución de recursos a los clientes. En la figura 16 se presentan los resultados del experimento.

Instancias	Corridas							
	1	2	3	4	5	Prom.	Mejor conocido	GAP.
R101	2.535,698	2.508,644	2.365,996	2.334,023	2.552,915	2.459,455	1.650,80	48,986
C101	2.484,695	2.311,741	2.511,491	2.528,543	2.343,409	2.435,976	828,94	193,868
RC101	3.046,908	3.026,361	2.785,661	2.823,821	2.994,072	2.935,365	1.696,85	72,989
AN80K10	3.772,002	3.509,441	3.812,680	3.838,566	3.557,515	3.698,041	1.290,00	186,670
AN62K8	3.121,196	3.087,895	3.142,387	2.872,953	2.912,309	3.027,348	1.764,00	71,618
AN32K5	1.778,925	1.655,098	1.798,110	1.810,318	1.677,771	1.744,044	949,00	83,777

Figura 16. Resultados de la validación de instancias de la literatura

Como se mencionaba con anterioridad, dado que el enfoque del algoritmo incluye tiempos de viajes estocásticos y se adapta para que se compare con un solo tipo de vehículo, los mejores valores comparativos no son menores a 48.986%. Sin embargo, la interpretación de estos datos permite inferir que el algoritmo tiene un mejor comportamiento cuando los clientes se encuentran dispersos, tal como pasa en R101, AN32K5, AN62K8 y por último el híbrido entre clientes dispersos y ubicados en clúster RC101. Además, es posible evidenciar una relativa mejora en la respuesta del algoritmo al correr problemas con pocos clientes como lo es la instancia AN32K5 (32 clientes) y la instancia AN62K8 que ya comienza a considerar una red de

distribución mucho más cargada de nodos de demanda. Por último, parece que el algoritmo no tiene un desempeño eficaz cuando se debe organizar la distribución de clientes agrupados en clúster como lo muestra la instancia C101.

7. Resultados

7.1 Implementación del AG al escenario de desastre en Bucaramanga

Para efectos de esta investigación se considerarán las siguientes características para la distribución de los recursos post desastre en la ciudad de Bucaramanga. La implementación del algoritmo se realizará con los datos presentados por Navarro & Hernández (2016) acerca de la demanda, la estructura del kit de ayuda humanitaria, las distancias, la capacidad de vehículos y la malla vial de Bucaramanga. Se realizará la distribución de 2 recursos en 2 tipos de vehículos, el primero de ellos será un kit de emergencias que será distribuido en un conjunto de volquetas y el segundo recurso a ser considerado es la distribución de agua, que se realizará en vehículos cisterna. El contenido del kit se encuentra dentro de una caja de 34,2 cm de ancho, 28,4 cm de alto y 24cm de profundidad y su demanda fue estimada por Navarro & Hernández (2016); la demanda de agua se estima con base en la población albergada en los refugios, pues se calcula multiplicando la cantidad de personas albergadas por 2 litros de agua al día que es la dosis que determinó la Autoridad Europea de Seguridad Alimentaria (EFSA) como ingesta adecuada de agua (EFSA,2010). La capacidad de la flota se presenta en las tablas 2 y 3 respectivamente.

Tabla 2.
Características del vehículo tipo v=1 (Volqueta doble troque)

Características del vehículo tipo v=1	
Clase de vehículo	Volqueta doble troque
Tipo de carrocería	Volco
Medidas del Volco	4.6 m * 1.5m * 2.37m
capacidad en peso	22 toneladas
Capacidad en kit	608 kits aproximadamente

Adaptado de: Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga, por Navarro, A & Hernández, A. (2016).

Tabla 3.

Características del vehículo tipo v=1 (Volqueta carrotanque)

Características del vehículo tipo v=2	
Clase de vehículo	Camión
Tipo de carrocería	Tanque
Marca	Freightliner
Línea	M2 106
Cilindraje	6,400 cc
Material	Tanque en acero inoxidable de 3.00 mm
Capacidad	3.000 galones (11.356 litros)

Adaptado de: Estrategia departamental para la respuesta a emergencias y desastres del departamento de Santander (2018).

Para efectos prácticos de la aplicación del algoritmo en la ciudad de Bucaramanga, se utilizó una distribución uniforme de velocidades a toda la malla vial, esta determinará la facilidad con la cual los vehículos puedan desplazarse por un determinado arco.

Las velocidades contempladas por la distribución uniforme tendrán como tope máximo el establecido por las autoridades de tránsito de Colombia para el desplazamiento urbano de vehículos de carga (60 Km/H), pues el diseño de las vías obedece a dicha restricción y suponer la violación de este límite pondría en riesgo la distribución de la mercancía y la vida de los conductores; como tope inferior y para marcar la mayor afectación de un arco se establecerá un límite inferior de velocidad de 20 Km/h a criterio de los autores.

En la figura 17 se presenta la forma en la que funciona el tiempo estocástico en cada uno de los arcos de la malla, presentando el escenario de incertidumbre antes de recorrer un arco y las variables que se revelan al modelo una vez un arco es recorrido.

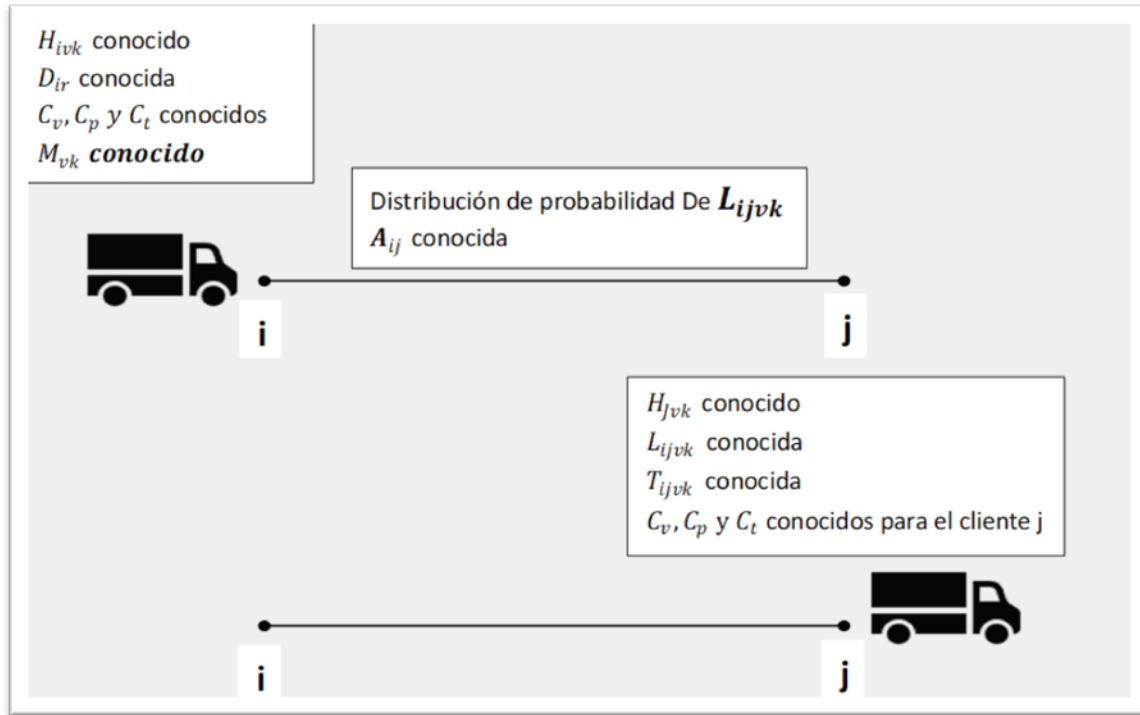


Figura 17. Parámetros conocidos durante el recorrido a través de los arcos

7.2 Análisis del Comportamiento Generacional del algoritmo

Un aspecto importante entorno al algoritmo genético es la definición de un criterio de parada que permita alcanzar una respuesta suficientemente buena y al mismo tiempo, ahorrar recursos computacionales en generaciones prescindibles por la poca o nula mejora que aportan a la respuesta.

En el presente algoritmo se usa la cantidad de generaciones como criterio de parada, para ello se propone el realizar un breve análisis estadístico al comportamiento que tiene el mejor individuo de cada generación a lo largo de varias generaciones; lo anterior con el propósito de ubicar la cantidad de generaciones necesarias para alcanzar una respuesta buena. Para iniciar dicho análisis se realizará una corrida para el problema de distribución de recursos post-desastre en la ciudad de Bucaramanga con 2.000 generaciones para contemplar el comportamiento que tiene el algoritmo a través de las generaciones. Los resultados obtenidos para 2.000 generaciones de los vehículos N° 1 y N°2 se presentan a continuación en las figuras 18 y 19 respectivamente.

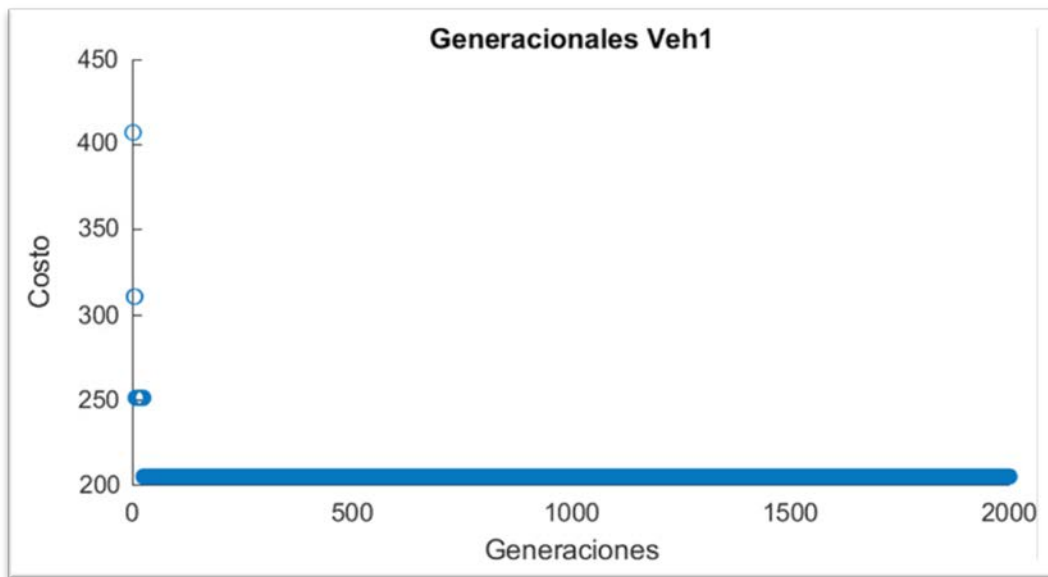


Figura 18. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 1. Adaptado del software Matlab (2019).

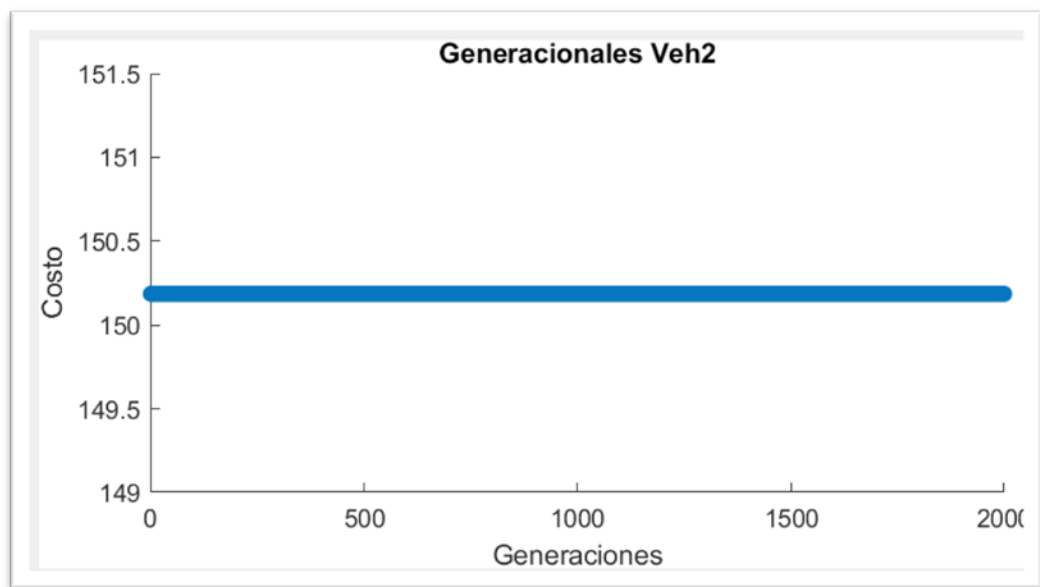


Figura 19. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 2. Adaptado del software Matlab (2019).

Luego de una breve observación es posible apreciar 4 hechos importantes:

- Existen puntos estaticos o sin cambios en ambas graficas, lo cual es el comportamiento esperado del algoritmo al conservar la elite de cada generacion y reemplazarla solo cuando sean encontrados mejores individuos que los que ya conforman la elite.
- Existen aparentemente 3 generaciones en las cuales ocurren procesos de mejoramiento en la solución del vehículo de tipo 1: la generación n°4, n°8 y n°26. Esta apreciación es mas evidente en la figura 20 , en el cual se amplian los resultados logrados para las primeras 50 generaciones.
- En el espacio de búsqueda explorado por el algoritmo no surge una mejor solución despues de la generación N°26, lo cual nos sugiere que las grandes generaciones de individuos no deberían ser consideradas, pues los mejores individuos se encuentran en generaciones menores a 30.
- El vehículo de tipo 2 no presenta variaciones en su mejor solución, esto puede deberse a las soluciones iniciales aportadas por el algoritmo de vecino más cercano, quizás son muy buenas y pese a la exploración del espacio de búsqueda realizado mediante los operadores genéticos, el algoritmo es incapaz de encontrar una mejor solución.

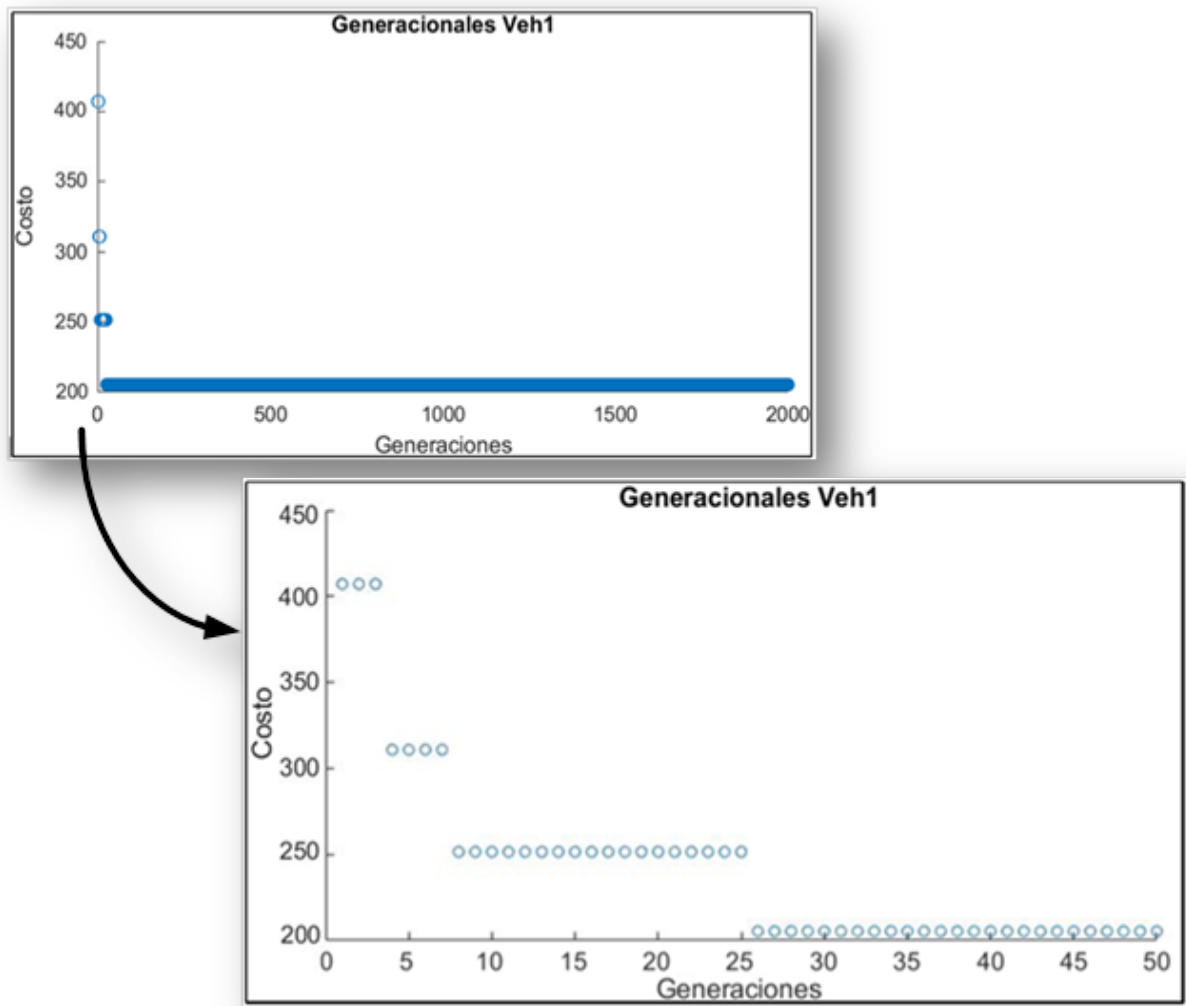


Figura 20. Resultado de costo versus número de generaciones para el vehículo tipo 2. Adaptado del software Matlab (2019).

7.3 Análisis de varianza para el número de generaciones

Con base en los resultados encontrados surge la necesidad de conocer que tan diferentes son los resultados arrojados por las generaciones que presentan mejora en las respuestas. Para este dilema Montgomery (2004) afirma que el procedimiento correcto para probar la igualdad de varias medias es el análisis de varianza; por ello se propone un análisis de varianza unifactorial para estudiar la relación entre los valores obtenidos por los mejores individuos y el número de generaciones corridas.

Para la ejecución del análisis de varianza se tomarán las generaciones en las cuales hubo mejora en el mejor individuo de la generación como los niveles del factor que queremos evaluar (número de generaciones) y se contrastan con el costo que representa a dicho individuo, el cual hace las veces de variable respuesta. Esta decisión hace que el análisis sea de efectos fijos, pues los niveles del factor a evaluar son decididos por los autores como se explicó anteriormente.

Para realizar el análisis de varianza unifactorial, se contemplaron 3 factores: 4, 8 y 30 generaciones, este último factor reemplazó a 26 generaciones con el ánimo de dar un margen un poco más amplio al algoritmo de generar mejores soluciones; además se realizarán 5 corridas del algoritmo genético por cada factor, como se muestra en la figura 21, cabe resaltar que la recolección de los datos necesarios para el análisis es realizada de forma aleatoria.

Bucaramanga		Variable Respuesta (Costo)					
		1	2	3	4	5	Promedio
Factores	4	358,563	336,829	260,830	341,482	346,135	328,768
	8	298,945	341,482	332,724	260,830	344,938	315,784
	30	241,336	260,609	205,337	232,063	201,513	228,172

Figura 21. Número de generaciones vs. costo

Como se mencionaba anteriormente, la realización del análisis busca determinar qué tan diferentes son los resultados arrojados por las generaciones, en otras palabras, la incidencia del factor número de generaciones en la variable respuesta costo. Para dar solución a dicha inquietud se plantea la siguiente prueba de hipótesis:

$$H_o = \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$

$$H_1 = \text{Al menos una de las medias es diferente}$$

La hipótesis nula plantea que las medias de todas las generaciones son iguales, lo cual permitiría concluir que el mejor número de generaciones a correr será aquel que consuma menor recurso computacional (4 generaciones); además, permite concluir que todas las observaciones realizadas provienen de un mismo grupo cuya media y variabilidad es la misma. Cabe resaltar que, en caso de rechazarse la hipótesis nula, no puede interpretarse que todas las medias sean

diferentes entre sí; por el contrario, mediante la aplicación de una prueba de comparaciones múltiples se podrá establecer cuál de las medias es significativamente diferente a las demás.

Ahora la regla de decisión para aceptar la hipótesis nula con $\alpha = 0.05$ es:

Si $Valor P < \alpha$ se rechaza la hipótesis nula

Si $Valor P > \alpha$ No hay evidencia significativa que permita rechazar la hipótesis nula

Tabla 4.

Análisis unifactorial de efectos fijos

Fuente	G L	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Niveles	2	29940	14970	13,20	0,001
Error	12	13605	1134		
Total	14	43545			

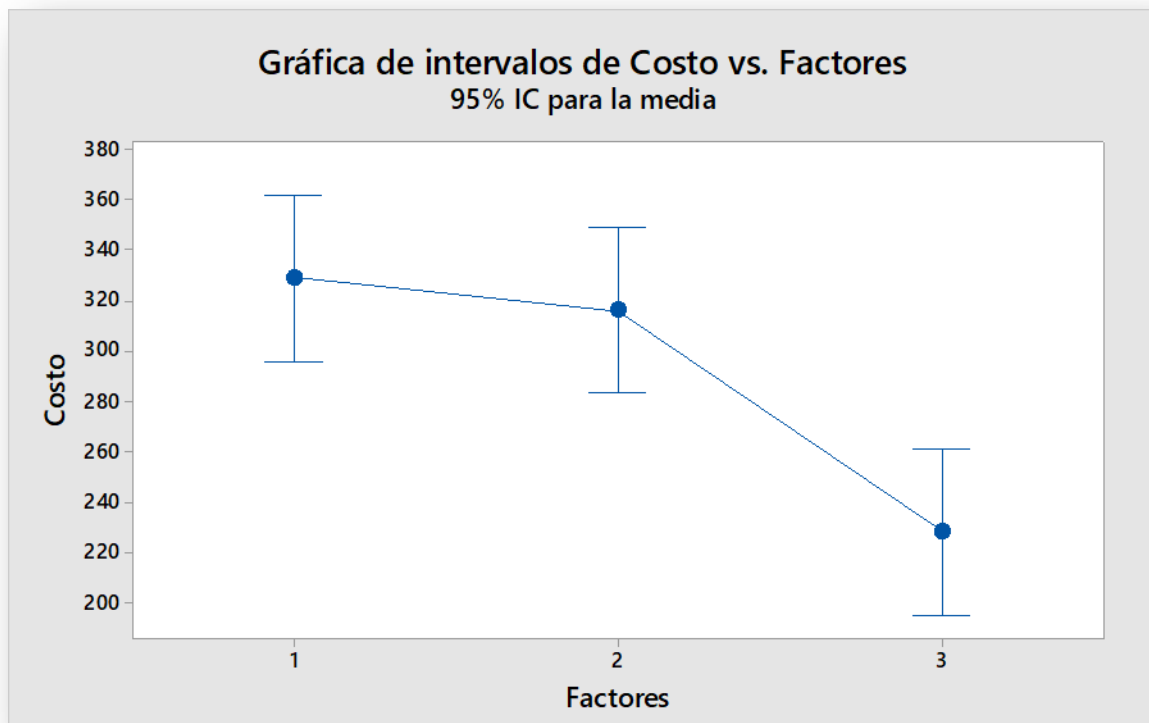


Figura 22. Gráfico de intervalos de costo vs. Número de generaciones. Adaptado del software Minitab18 (2019).

La figura 22 presenta los resultados obtenidos del experimento anteriormente propuesto con los cuales fue ejecutada el análisis de varianza (ANOVA), de dicho análisis se puede concluir que el valor p es igual a 0.005. Ahora si aplicamos la regla de decisión para aceptar la hipótesis nula:

$$\text{Valor } P = 0.001 < \alpha = 0.05$$

Por lo cual se rechaza la hipótesis nula y se puede concluir que alguno de los valores promedio de los mejores individuos en una generación determinada es diferente a los demás; por ello surge la necesidad de aplicar una prueba de comparaciones múltiples.

La prueba usada para realizar las comparaciones multiples entre pares de medias será la prueba Tukey pues se cuenta con la misma cantidad de datos para cada factor, lo cual la hace

competente, además, Montgomery (2004) la define como una excelente prueba para realizar comparaciones entre pares de medias.

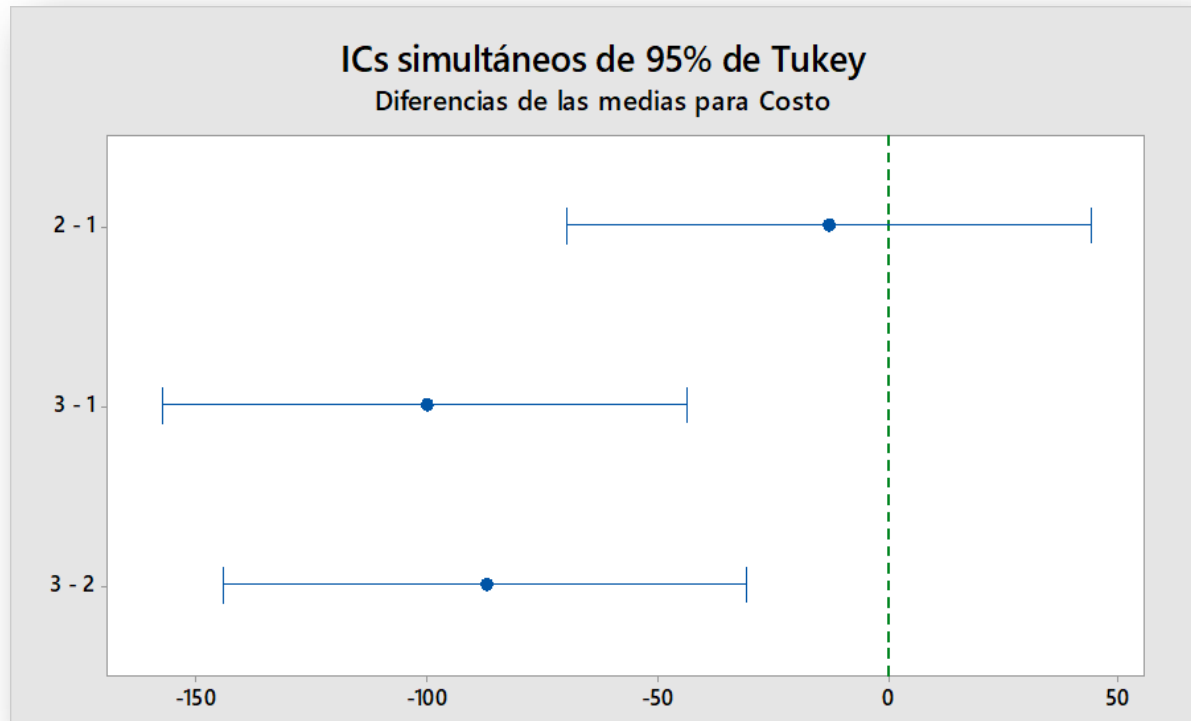


Figura 23. Gráfico de diferencias de las medias para los resultados del ANOVA. Adaptado del software Minitab18 (2019).

Tabla 5.
Prueba Tukey entre niveles

Niveles	N	Medi a	Agrupación
1	5	328,8	A
2	5	315,8	A
3	5	228,2	B

Los resultados arrojados por la prueba Tukey en la figura 23 y la tabla 5, evidencian que las medias de los niveles 1 y 2 no son significativamente diferentes, en otras palabras no existe estadísticamente una diferencia entre correr 4 y 8 generaciones en el algoritmo genético; sin embargo, si existe una diferencia significativa entre los 2 primeros niveles y el tercer nivel, lo

cual nos permite concluir que al correr 30 generaciones se genera en promedio una respuesta significativamente menor que las respuestas generadas en 4 y 8 generaciones. En conclusión, se puede afirmar que el número de generaciones que permite estimar el mejor individuo y reducir el tiempo computacional son 30 generaciones con un tiempo computacional promedio de 129,45 segundos.

7.4 Resultados de la implementación del algoritmo al escenario de Bucaramanga

Dado el componente estocástico incorporado en el presente proyecto, se entiende que los resultados obtenidos están sujetos a una variabilidad y por esta razón se decide correr 50 escenarios (corridas) diferentes para el establecimiento de valores promedio para las variables de costo, tiempo y distancia total recorrida. Cabe mencionar que, dado el comportamiento de la distribución uniforme, no se considera relevante ejecutar más de 50 escenarios diferentes para definir un comportamiento promedio de las variables mencionadas, además de ahorrar recurso computacional. El rango de valores obtenidos para las variables de tiempos, costos y distancias acumuladas tras la ejecución de los 50 escenarios (corridas) se relacionan en la tabla 6 para los vehículos de tipo $v=1$ y en la tabla 7 para los vehículos de tipo $v=2$.

Tabla 6.
Valores de las variables de decisión para vehículo $k=1$

Variable	Valor Min.	Valor Max.	Media	Unidades
Tiempo	3,294	3,747	3,418	[<i>H</i>]
Distancia	129,234	134,226	131,410	[<i>km</i>]
Costo	194,640	232,821	209,374	[<i>\$</i>]

Tabla 7.
Valores de las variables de decisión para vehículo $k=2$

Variable	Valor Min.	Valor Max.	Media	Unidades
Tiempo	2,503	2,751	2,394	[<i>H</i>]
Distancia	96,965	104,394	93,863	[<i>km</i>]
Costo	150,184	167,052	142,807	[\$]

Después de ejecutar los 50 escenarios o corridas se procede a exponer la mejor respuesta arrojada por el algoritmo; sin embargo, es importante resaltar las fuentes de incertidumbre que pudieron ocasionar la existencia de dicho individuo dentro de la población. La primera fuente de variación es la existencia de un escenario muy favorable que hiciese que disminuyesen los costos considerablemente para ciertas rutas contempladas en ese escenario en cuestión y que causen que arcos muy grandes puedan ser transitados a alta velocidad en poco tiempo. La segunda fuente de variación es la que atrae el interés de este proyecto, es el hecho de que la combinación de clientes en cada una de las rutas ocasione que el proceso de distribución sea muy eficiente y, por ende, los costos sean mínimos; la última fuente de variación considerada es que posiblemente se hayan presentado los 2 casos simultáneamente, lo cual abriría interrogantes sobre la eficiencia de la propuesta de ruta en otros escenarios más adversos.

7.5 Propuesta de distribución

La propuesta de distribución de recursos para el caso de estudio está compuesta por 19 rutas para el vehículo de tipo $v=1$, es decir las volquetas, las cuales son ejecutadas en un tiempo acumulado de 3,294 horas equivalentes a 198 minutos aproximadamente, recorriendo una distancia acumulada total de 129,23 kilómetros. Estos resultados se muestran a continuación en la figura 24 junto a la demanda atendida por ruta.

		Orden de visita de los clientes											Demanda por ruta
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
Rutas	1	4	7	97	29	49	46						252,4
	2	90	42	13	45	110							377,8
	3	108	26										495,2
	4	100	44	48									368,8
	5	6	2	69									576,4
	6	43	53	57	109	101	19	16	50	117	59		570,6
	7	104	41	106	33	34	23						329,6
	8	35	36	105									599,6
	9	31	63	107	25	37	22	47	66	10			571
	10	93	40	39	102	21	32	30	24	20			515,2
	11	98	14	94	9	92	72						596
	12	78	82	83	99	103	27						442,2
	13	38	28	51									540,6
	14	54	68	65	70	73	74	71	75	55			509,8
	15	56	18	17	15	52	113						571,4
	16	77	79	119	118	85	81	87					599,2
	17	67	80	89	91	112	62	115	88				572
	18	61	86	111	8	11	60	116	12	95	3	5	594,8
	19	64	58	76	96	84	114	1					557,4

Figura 24. Propuesta de rutas para el vehículo $v = 1$

En la figura 25 se puede observar una de las rutas planteadas (ruta #7) para realizar la distribución de los kits de ayuda humanitaria por un vehículo tipo $v=1$.

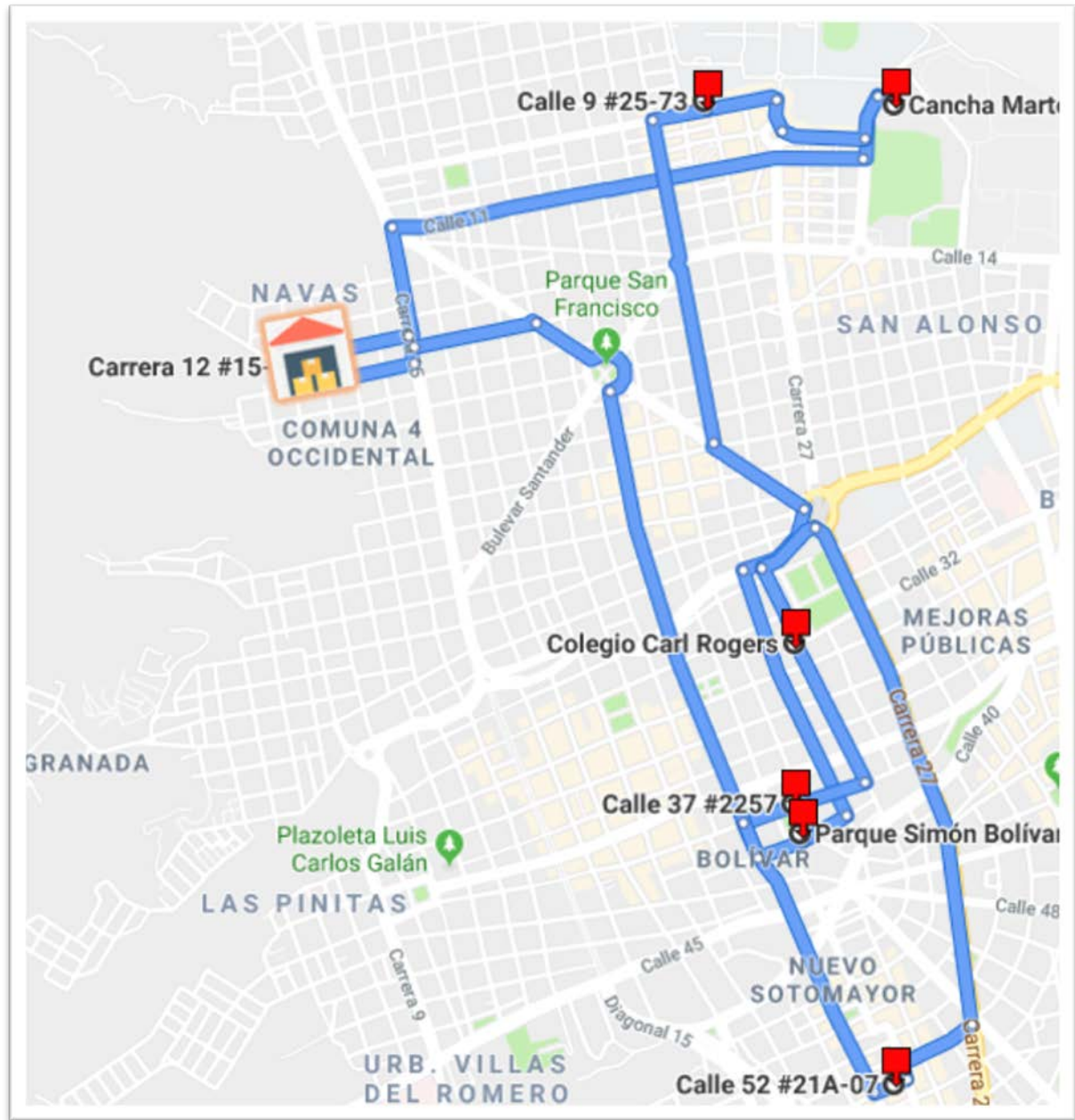


Figura 25. Visualización de la ruta #7. Adaptado de Google Maps (2019).

Por otra parte, la propuesta de distribución de recursos está compuesta de 9 rutas para el vehículo de tipo $v=2$, es decir los camiones cisterna, los cuales son ejecutadas en un tiempo acumulado de 2,503 horas equivalentes a 150 minutos aproximadamente, y recorriendo una distancia acumulada total de 97 kilómetros aproximadamente. Es preciso aclarar el hecho de que estos resultados solo tienen coherencia si son contrastados con el índice de albergues que se encuentra en el Apéndice A, en el cual se encuentra listado el nombre del albergue y la demanda solicitada. Estos resultados se muestran a continuación en la figura 26 junto a la demanda atendida por ruta.

		Orden de visita de los clientes																				Demanda por ruta
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Rutas	1	95	12	97	15	14	17	18	20	22	100	99	21	23	19							9.800
	2	34	105	26	102	104	32	30	29	107	24	27	106	33								11.022
	3	35	36	31	39	38	109	108	80													10.316
	4	28	42	110	40	43	45	41	44	37	46	47										10.756
	5	48	50	111	49	112	52	51	113	54	53	55	56	114	57	60						10.982
	6	59	115	62	58	116	65	63	68	70	69	71	66	67	74	75	117	76	78	77	82	11.300
	7	79	83	84	119	118	85	81	86	87	88	91	89	94	9	16	93	8				11.216
	8	7	13	92	4	3	6	5	2	1	64	90										10.244
	9	96	11	10	98	103	25	101	61	73	72											10.764

Figura 26. Propuesta de rutas para el vehículo $v = 2$

En la figura 27 se puede observar una de las rutas planteadas (ruta #2) para realizar la distribución de agua por un vehículo tipo $v=2$.

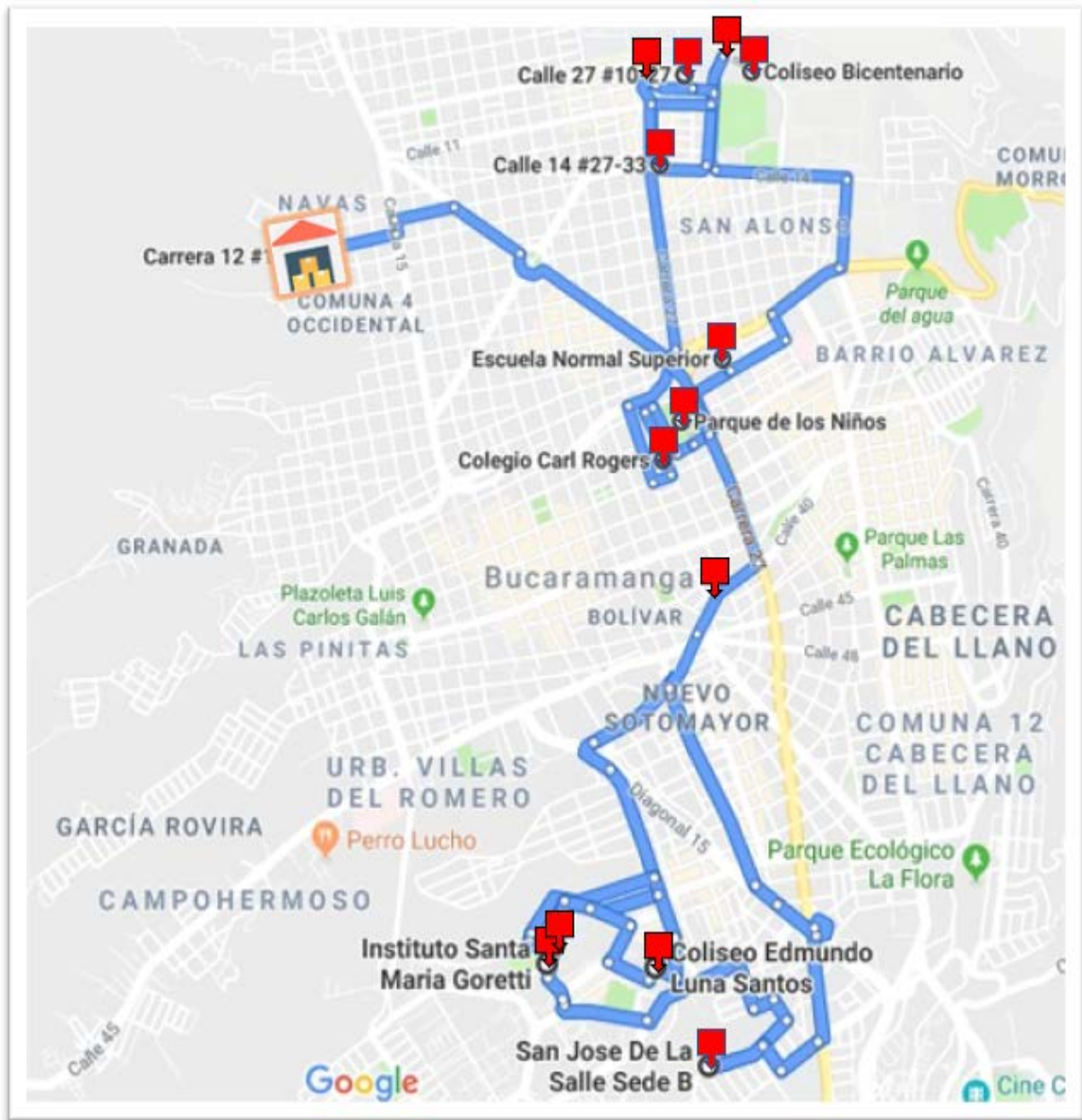


Figura 27. Visualización de la ruta #2. Adaptado de Google Maps (2019).

Contrastando los resultados con anteriores investigaciones, Barrera & Hernández (2016) presentan resultados hallados mediante la aplicación de un algoritmo de colonia de hormigas, los cuales pueden ser contrastados con la propuesta de distribución de la flota del vehículo $v = 1$, presentada en esta investigación. Barrera & Hernández (2016) proponen 15 rutas para hacer la distribución de los kits de ayuda humanitaria, necesitando de 663.49 minutos para completar el proceso de distribución (10.59 horas) de 72 albergues, mientras en esta investigación se

proponen 19 rutas para realizar la distribución en su totalidad, empleando 198 minutos aproximadamente (3,294 horas) para la atención de 119 albergues. Lo anterior permite inferir que el algoritmo genético propuesto arroja mejores soluciones para las instancias presentadas para la ciudad de Bucaramanga.

8. Conclusiones

En el documento “Estrategia departamental para la respuesta a emergencias y desastres del departamento de Santander para el año 2018”, es posible demostrar la relevancia que tiene la implementación del uso de flota heterogénea en el planteamiento del problema de distribución de recursos post desastre, pues las entidades encargadas de la atención en situación de desastre cuentan con flotas de tipo heterogénea, aunque en dicho documento no se precisa la ubicación exacta de la flota disponible.

Es posible evidenciar que la corriente de investigación respecto al uso de los tiempos estocásticos en el modelamiento de problemas ha seguido 2 vertientes, la primera consistente en la aplicación de distribuciones de probabilidad directamente a los arcos que conforman la malla vial, mientras la segunda consiste en la creación de escenarios que afecten parcial o totalmente a la malla vial y entorpezca su paso.

La implementación de una heurística para generar gran parte de la población inicial, en este caso la heurística de búsqueda de los k vecinos más cercanos, ocasiona que el esfuerzo computacional de la metaheurística principal se vea claramente reducido, pues las soluciones que ingresan al algoritmo ya han atravesado previamente un proceso de mejora generando que el esfuerzo del algoritmo al buscar soluciones de buena calidad sea mínimo y que requiera un menor número de generaciones para converger a un buen resultado.

Es posible afirmar que la combinación de operadores genéticos utilizados en el diseño del algoritmo genético favorece la explotación o mejoramiento rápido de las mejores soluciones; sin embargo, esto ocasiona que el algoritmo converja antes de las 30 generaciones, lo cual pudiera limitar la exploración del espacio de soluciones; puede ser que la aplicación de elitismo en este algoritmo sea una de las causas de la rápida convergencia.

En la validación del algoritmo se puede observar que los valores comparativos no son menores al 48.986%, sin embargo, es preciso aclarar que el algoritmo fue contrastado con instancias que no están diseñadas para evaluar el problema de flota heterogénea. De la comparación de las instancias ya conocidas se puede inferir que el mejor desempeño del algoritmo se da en problemas de pequeña a mediana cantidad de nodos clientes, además se puede observar que el algoritmo presenta un mejor desempeño cuando los nodos o albergues están dispersos.

En la implementación del algoritmo para el problema de distribución de recursos propuesto para la ciudad de Bucaramanga, se pudo evidenciar que el algoritmo genético presenta mejores valores respecto a los obtenidos por Barrera & Hernández (2016) los valores obtenidos en esta investigación disminuyen el tiempo de operación de toda la flota.

9. Recomendaciones

Realizar estudios a la malla vial de Bucaramanga para una estimación más acertada del comportamiento que tiene las variables como la velocidad a la cual se pueden desplazar los vehículos o el tiempo que les tarda a los vehículos transitar un arco en específico.

Aplicar otras distribuciones de probabilidad que acerquen más los resultados a los posibles comportamientos reales que tengan las velocidades a lo largo de la malla vial.

Abordar otra clase de problemas que implican la variación de los tiempos de viaje entre nodos como lo son la ruptura de arcos bajo ciertos escenarios, la incorporación del concepto de flexibilidad de caminos en el cual se consideran nodos intermedios entre los clientes y pide optimizar el camino a llegar al cliente, siendo este modelo más cercano al escenario real, la aplicación de tiempos de viaje mediante escenarios de afectación previamente definidos.

Explorar posibles operadores genéticos o nuevos algoritmos que mejoren la efectividad del algoritmo para la estimación de rutas.

Dada la ausencia de instancias que permita evaluar a plenitud el algoritmo propuesto para la solución del TDVRP y HVRP propuesto para la ciudad de Bucaramanga, se deja abierta la posibilidad de crear parámetros que permitan una adecuada validación de instancias y contrastarlos con los resultados obtenidos.

Referencias Bibliográficas

- Ahmadi, M., Seifi, A., & Tootooni, B. (2015). A humanitarian logistics model for disaster relief operation considering network failure and standard relief time: A case study on San Francisco district. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 75, 145–163. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.01.008>
- Alem, D., Clark, A., & Moreno, A. (2016). Stochastic network models for logistics planning in disaster relief. *European Journal of Operational Research*, 255(1), 187–206. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.041>
- Bruni, M. E., Beraldi, P., & Khodaparasti, S. (2018). A fast heuristic for routing in post-disaster humanitarian relief logistics. *Transportation Research Procedia*, 30, 304–313. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.09.033>
- Caunhye, A. M., Zhang, Y., Li, M., & Nie, X. (2016). A location-routing model for prepositioning and distributing emergency supplies. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 90, 161–176. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.10.011>
- Ferrer, J. M., Martín-Campo, F. J., Ortuño, M. T., Pedraza-Martínez, A. J., Tirado, G., & Vitoriano, B. (2018). Multi-criteria optimization for last mile distribution of disaster relief aid: Test cases and applications. *European Journal of Operational Research*, 269(2), 501–515. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.02.043>
- Fu, Y. C., & Yeh, C. W. (2017). An integrated producer–buyer supply chain with delivery cost under stochastic transportation time. *Applied Mathematical Modelling*, 44, 676–687. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.02.038>
- Gómez Ballester, E. (2012). Aportaciones a la mejora de la eficiencia de la búsqueda del vecino

más cercano, 1–149. Retrieved from
https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/28363/1/tesis_evagomezballester.pdf

Guimarans, D., Dominguez, O., Panadero, J., & Juan, A. A. (2018). A simheuristic approach for the two-dimensional vehicle routing problem with stochastic travel times. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 89(September), 1–14.
<https://doi.org/10.1016/j.simpat.2018.09.004>

Gutjahr, W. J., & Nolz, P. C. (2016). Multicriteria optimization in humanitarian aid. *European Journal of Operational Research*, 252(2), 351–366.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.12.035>

Huang, M., Smilowitz, K., & Balcik, B. (2012). Models for relief routing: Equity, efficiency and efficacy. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1), 2–18. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.05.004>

Huang, Y., Zhao, L., Van Woensel, T., & Gross, J. P. (2017). Time-dependent vehicle routing problem with path flexibility. *Transportation Research Part B: Methodological*, 95, 169–195. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2016.10.013>

Moreno, A., Alem, D., & Ferreira, D. (2016). Heuristic approaches for the multiperiod location-transportation problem with reuse of vehicles in emergency logistics. *Computers and Operations Research*, 69, 79–96. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.12.002>

Moreno, A., Alem, D., Ferreira, D., & Clark, A. (2018). An effective two-stage stochastic multi-trip location-transportation model with social concerns in relief supply chains. *European Journal of Operational Research*, 269(3), 1050–1071.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.02.022>

Rodríguez-Espíndola, O., Albores, P., & Brewster, C. (2018). Disaster preparedness in humanitarian logistics: A collaborative approach for resource management in floods.

- European Journal of Operational Research*, 264(3), 978–993.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.01.021>
- Solomon, M. M., & Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints WITH TIME WINDOW CONSTRAINTS, (May 2017).
- Yi, W., & Özdamar, L. (2007). A dynamic logistics coordination model for evacuation and support in disaster response activities. *European Journal of Operational Research*, 179(3), 1177–1193. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.03.077>
- Yu, M., & Song, J. (2018). Comparison of Advantages and Disadvantages among Various Algorithms in Logistics Path Design—Taking H-group as an Example. *Cognitive Systems Research*. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.08.014>
- Zhang, G. C., Zeng, J. C., & Zhang, J. H. (2016). Modelling and optimising of ready-mixed concrete vehicle scheduling problem with stochastic transportation time. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 10(2), 104. <https://doi.org/10.1504/IJWMC.2016.076146>
- Zhang, Q., & Xiong, S. (2018). Routing optimization of emergency grain distribution vehicles using the immune ant colony optimization algorithm. *Applied Soft Computing Journal*, 71, 917–925. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.07.050>
- Aguilar Imitola, K. J. (2017). *Un modelo multiobjetivo de localización-ruteo para la planeación logística en la fase de preparación a sismos en la ciudad de Bucaramanga*. Bucaramanga.
- Barrera Navarro, & Hernández Gómez. (2016). *Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga*. Bucaramanga.

British Geological Survey. (31 de agosto de 2018). *British Geological Survey (BGS) | A world-leading geoscience centre.* Obtenido de <https://earthquakes.bgs.ac.uk/earthquakes/home.html>

CMGRD de Bucaramanga. (2013). *Plan Municipal de Gestión del Riesgo del Desastre (Primera versión).* Bucaramanga. Obtenido de http://www.bucaramanga.gov.co/laruta/download/pmgrd/PMGRD-BGA_V1.pdf

Contreras Arévalo, & Martínez Galvis. (2016). *Un problema de localización multiobjetivo en la fase de preparación para desastres por sismos en la ciudad de Bucaramanga.* Bucaramanga.

Cruz Roja Colombiana. (2017). *Cruz Roja Colombiana | La Sociedad Nacional de la Cruz Roja.* Freeman, P., Martin, L., Pflug, G., Warner, C., & Linnerooth-Bayer, J. (2003). *Sistemas Nacionales para la Gestión Integral del Riesgo de Desastres.* Washington D.C.

IFRC. (30 de agosto de 2018). *Federación Internacional - International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies.* Obtenido de <https://www.ifrc.org/es/introduccion/disaster-management/sobre-desastres/que-es-un-desastre/>

Imich, S., Toth, P., & Vigo, D. (2014). *The Family of Vehicles Routing Problems.* Bologna, Italia.

Santana, Á., & Arias, J. (2015). • *Santana Oñate, A., & Arias Osorio, J. (2015). Estado del arte de los modelos de optimización en la logística de atención a desastres.* Bucaramanga.

Song, D. P., & Carter, J. (2008). *Optimal Empty Vehicle Redistribution for Hub-and-Spoke Transportation Systems.* *Wiley InterScience*, 156-171.

- Toth, P. V. (2014). *Vehicle Routing - Problems, Methods and Applications* (2nd Edition). Society for Industrial and Applied Mathematics.
- UNGRD. (2016). *Manual de Logística para la Atención de Emergencias*.
- Zeuzula, P., Amato, G., Dohnal, V., & Batko, M. (2006). *Similarity Search. The Metric Space Approach*. New York: Springer.
- Daneshzand F, (2011). 8 The Vehicle-Routing Problem. En R. Farahani, S. Rezapour Y L. Kardar (Ed.), *Logistics Operations and Management* (pp. 127-154). Tehran, Iran: Elsevier.
- Malandraki, C., & Daskin, M. (1992) Time Dependent Vehicle Routing Problems: Formulations, Properties and Heuristic Algorithms. *Transportation Science* 26(3) (pp. 185-200). <https://doi.org/10.1287/trsc.26.3.185>.
- Montgomery, D. (2004) *Diseño y Análisis de experimentos, Segunda Edición* (p. 686) México. Limusa Wiley. ISBN: 968-18-6156-6.
- Gralla, E., Goentzel J., & Fine, C. (2014) Assessing Trade-offs among Multiple Objectives for Humanitarian Aid Delivery Using Expert Preferences. *Production and Operations Management* 23, No. 6 (pp. 978-989). doi: 10.1111/poms.12110.
- Hämäläinen, W. (2006) Class NP, NP-complete, and NP-hard problems. Recuperado el 01/11/2018 de: <http://cs.joensuu.fi/pages/whamalai/daa/npsession.pdf>.
- Abdel-Basset, M., Abdel-Fatah, L., & Sangaiah, A. (2018) Metaheuristic algorithms: A comprehensive review. *Computational Intelligence for Multimedia Big Data on the Cloud with Engineering Applications*. (pp. 185-232). Academic Press.
- Laporte, G., Ropke, S., & Vidal, T. (2014). Chapter 4 Heuristics for the Vehicle Routing Problem. En P. Toth y D. Vigo (Ed.), *Vehicle Routing: Problems, Methods, and*

Applications, Second Edition (pp. 87-117). Bologna, Italia: MOS-SIAM Series on Optimization.

Lourdes, A., Cervigón, C. (2009). Algoritmos Evolutivos: Un enfoque práctico, Primera Edición, Mexico. Alfaomega. ISBN: 978-607-7686-29-3.