

**Un modelo de programación estocástico multi-objetivo para la entrega de recursos a los
albergues ante un sismo en la ciudad de Bucaramanga**

Deisy Mabel Vesga Chaparro, Sergio Andrés Villar Duarte

Trabajo de Grado para optar el título de Ingeniero Industrial

Director

Henry Lamos Díaz

Ph.D. Física – Matemática

Codirectora

Karin Julieth Aguilar Imitola

MS.c en Ingeniería Industrial

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2018

Dedicatoria

A mi madre, por ser el soporte de mi vida y mi apoyo en todo momento.

A mi familia, amigos y novio, por acompañarme en los buenos y malos momentos.

A mi compañero de proyecto, por haber conformado un excelente equipo de trabajo durante toda la carrera profesional.

Deisy Mabel Vesga Chaparro

Dedicatoria

A mis padres, por ser el soporte de mi vida, mi ejemplo a seguir.

A mi hermano, por ser mi compañero en los momentos de dificultad.

A mi familia, mis amigos por acompañarme en los buenos y malos momentos.

A mi compañera de proyecto, por haber conformado desde el inicio de nuestra carrera el excelente grupo que hoy se ve reflejado en este trabajo.

Sergio Andrés Villar Duarte

Agradecimientos

A Dios, por hacer posible éste triunfo.

A nuestros padres y amigos por su constante apoyo en los momentos difíciles.

A nuestro director y codirectora, por su constante apoyo, múltiples enseñanzas y disposición a lo largo de la realización de nuestro proyecto.

A todos los docentes que nos transmitieron parte de sus conocimientos en las clases, formándonos como profesionales integrales.

Al grupo OPALO por su apoyo; que me permitieron la realización de éste trabajo.

Contenido

	Pág.
Introducción	19
1. Generalidades del proyecto	21
1.1 Planteamiento del problema	21
1.2 Justificación del proyecto	22
1.3 Objetivos	24
1.3.1. Objetivo general	24
1.3.2. Objetivos específicos	24
1.4 Metodología	24
1.4.1. Fase 1: Recopilación de la información.	24
<i>1.4.1.1. Revisión literaria.</i>	24
1.4.2 Fase 2: Modelamiento	25
<i>1.4.2.1. Modelo de optimización.</i>	25
1.4.3. Fase 3: Programación	25
<i>1.4.3.1. Programar el algoritmo.</i>	25
1.4.4. Fase 4: Documentación	26
<i>1.4.4.1. Análisis de la información. En</i>	26
<i>1.4.4.2. Artículo académico publicable.</i>	26
2. Revisión literaria	27
3. Marco teórico	39
3.1 Logística humanitaria	39

3.2 Suministros de emergencia	39
3.2.1 Cadena de suministro de emergencia	40
3.2.2 Asignación y distribución de ayuda humanitaria	41
3.3 Desastres	43
3.3.1 Principales efectos de los desastres sísmicos	43
3.4 Instalaciones	45
3.4.1 Albergues	46
3.4.1.1 Refugio (Punto de Encuentro).	46
3.4.1.2 Alojamiento Temporal. C	47
3.4.1.3 Albergue temporal. E	47
3.5 Optimización Combinatoria	47
3.6 Programación estocástica	49
3.7 Complejidad Computacional	50
3.8 Métodos de Solución	52
3.8.1 Métodos exactos	52
3.8.2 Heurísticas.	53
3.8.2.1 Método heurístico de Ardalan.	54
3.8.2.2 Algoritmos voraces.	54
3.8.2.3 Algoritmo del vecino más cercano.	55
3.8.3 Metaheurísticas	56
3.8.3.1 Metaheurística basada en la trayectoria.	56
3.8.3.2 Metaheurísticas basadas en población.	57
3.8.4 Algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO)	59

3.8.5 Optimización de enjambre de partículas para problemas multi-objetivos	62
3.8.6 Algoritmo de optimización de enjambre de partículas unificado (UPSO).	64
3.8.7 Optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO)	66
3.8.8 Computación evolutiva	66
3.8.8.1 Programación evolutiva.	67
3.8.8.2 Algoritmo genético.	68
4. Formulación del modelo	70
4.1. Objetivos del modelo	70
4.2. Formulación matemática del problema	70
4.3 Albergues temporales	73
4.3.1 Estimación de la capacidad de los albergues	73
4.3.2 Estudio de la Demanda	81
5. Optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO)	90
6. Solución al problema de asignación de recursos usando de la optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO)	95
6.1 Representación de la partícula	96
6.2 Evaluación	97
6.3 Inicialización	98
6.4 PSO con componente evolutivo (EPSO)	99
6.5 Algoritmo	101
6.5.1 Diagrama de flujo	102
7. Resultados computacionales	103
8. Conclusiones	116

9. Recomendaciones	118
Referencias bibliografías	119

Lista de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Áreas de intervención en la cadena de socorro. Adaptado de Plan local de emergencia comuna 11, Secretaría Del Medio Ambiente, Sub Secretaría Del SIMPAD, Medellín.	46
<i>Figura 2.</i> Actualización de una partícula. Adaptado de Optimización de enjambre de partículas aplicada al problema del cajero viajante bi-objetivo. Inteligencia Artificial.	61
<i>Figura 3.</i> Grafica demanda normal kits.	89
<i>Figura 4.</i> Grafica demanda normal litros de agua.	89
<i>Figura 5.</i> Concepto de la modificación de un punto de la búsqueda en EPSO. Adaptado de Expansión óptima del sistema de transporte implementando EPSO. In VII Latin American Congress on Electricity Generation & Transmission.	94
<i>Figura 6.</i> Transformación del espacio de búsqueda al espacio de problema. Adaptada de An efficient resource allocation scheme using particle swarm optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation	97
<i>Figura 7.</i> Diagrama de flujo	102
<i>Figura 8.</i> Parámetros globales. Adaptado del lenguaje de programación python 2.	103
<i>Figura 9.</i> Capacidad kits y litros de agua por albergue. Adaptado del lenguaje de programación python 2.	104
<i>Figura 10.</i> Demanda de los kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2.	105
<i>Figura 11.</i> Demanda de los litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2.	105
<i>Figura 12.</i> Simulación de parámetros. Adaptado del lenguaje de programación python 2.	109

- Figura 13.* EPSO kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2. 110
- Figura 14.* Grafica costos kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2. 110
- Figura 15.* EPSO litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2. 111
- Figura 16.* Grafica costo litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2. 111

Lista de Tablas

	Pág.
<i>Tabla 1. Cumplimiento de objetivos</i>	20
<i>Tabla 2. Nombres de albergues y su capacidad máxima (colegios)</i>	77
<i>Tabla 3. Nombres de albergues y su capacidad máxima (parques)</i>	80
<i>Tabla 4. Nombres de albergues y su capacidad máxima (polideportivos)</i>	81
<i>Tabla 5. Demanda media de recursos para los albergues (colegios)</i>	85
<i>Tabla 6. Demanda media de recursos para los albergues (parques)</i>	87
<i>Tabla 7. Demanda media de recursos para los albergues (polideportivos)</i>	88
<i>Tabla 8. Demanda generada por el algoritmo</i>	106
<i>Tabla 9. Tabla de resultados</i>	112

Lista de apéndices

Apéndice A. Capacidad y demanda media de los albergues (colegios).....	57
Apéndice B. Capacidad y demanda media de los albergues (parques).....	60
Apéndice C. Capacidad y demanda media de los albergues (polideportivos).....	60
Apéndice D. Simulación de la demanda estocástica de kits.....	61
Apéndice E. Simulación de la demanda estocástica de litros de agua.....	61
Apéndice F. Código en Python.....	71
Apéndice G. Resultados computacionales para otra instancia de pesos.....	79
Apéndice H. Artículo académico.....	79

RESUMEN

TITULO: UN MODELO DE PROGRAMACIÓN ESTOCÁSTICO MULTI-OBJETIVO PARA LA ENTREGA DE RECURSOS A LOS ALBERGUES ANTE UN SISMO EN LA CIUDAD DE BUCARAMANGA*

AUTORES: VESGA CHAPARRO, DEISY MABEL
VILLAR DUARTE, SERGIO ANDRÉS**

PABLABRAS CLAVES: Logística humanitaria, modelos de optimización, algoritmo evolutivo, optimización multi-objetivo, optimización por enjambre de partículas.

DESCRIPCIÓN

Este trabajo presenta una optimización multi-objetivo a través del algoritmo de enjambre de partículas con componente evolutivo para el problema de asignación de recursos a los albergues temporales en la fase post-desastre por sismo en la ciudad de Bucaramanga. El diseño del modelo matemático incluyó la minimización de la demanda insatisfecha, los costos de mantener y asignar; buscando garantizar la mayor cobertura del servicio. El objetivo de esta investigación es asignar de forma equitativa los recursos (kits y agua) a cada albergue teniendo en cuenta que cada uno de estos demanda una cantidad diferente de productos dependiendo del número de personas albergadas. En la literatura existen diversos métodos de solución como las heurísticas y las meta-heurísticas que nos permiten solucionar de forma inteligente un problema, en el presente documento se utiliza una meta-heurística que arroja soluciones aproximadas en un tiempo computacional razonable.

Se creó un escenario para la ciudad de Bucaramanga en donde se tomaron setenta y dos (72) albergues, un centro de distribución y dos (2) productos; donde se tomó una demanda estocástica para cada albergue. Los resultados obtenidos muestran que el algoritmo de optimización de enjambre de partículas con componente evolutivo propuesto es eficiente dado que arroja buenas soluciones.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director. Henry Lamos Días, Ph.D. Físico-Matemática.

ABSTRACT

TITLE: A MODEL OF MULTIOBJECTIVE ESTOCÁSTICO PROGRAMMING FOR THE DELIVERY OF RESOURCES TO THE HOSTELS BEFORE A SISMO IN THE CITY OF BUCARAMANGA *

AUTHORS: VESGA CHAPARRO, Deisy Mabel
VILLAR DUARTE, Sergio Andrés**

KEYWORDS: Humanitarian logistics, optimization models, evolutionary algorithm, multi-objective optimization, Optimization by particle swarm.

DESCRIPTION

This paper presents a multi-objective optimization through the algorithm of particles with evolutionary components for the problem of allocation of resources to temporary shelters in the earthquake post-disaster phase in the city of Bucaramanga. The mathematical model design includes the minimization of unmet demand, the costs of maintaining and assigning; seeking to guarantee the greatest coverage of the service. The objective of this research is to equitably allocate the resources (kits and water) to each shelter, taking into account that each of these demands a different amount of products depending on the number of people housed. In the literature there are several methods of solution such as heuristics and meta-heuristics that allow us to intelligently solve a problem, in this document we use a meta-heuristic that throws approximate solutions in a reasonable computational time.

A scenario was created for the city of Bucaramanga where seventy-two (72) shelters, a distribution center and two (2) products were taken; where a stochastic demand was taken for each shelter. The results obtained show that the proposed the algorithm of particles with evolutionary components is efficient since it gives good solutions.

* Degree work

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Director. Henry Lamos Días, Ph.D. Physical-Mathematical.

Introducción

Los eventos naturales son fenómenos impredecibles, que generan daños parciales o totales en la población. Un sismo es producido cuando la corteza terrestre se rompe, por disturbios tectónicos, lo cual produce grandes vibraciones que se propagan en distintas direcciones, con duración e intensidad variable. A través de los años un sin número de terremotos han devastado diferentes zonas del mundo, como lo evidencian los sucesos ocurridos en el año 2016; pues tan solo en este año se reportaron aproximadamente 16 terremotos de gran magnitud, como lo fue el terremoto de Ecuador, Italia, Indonesia y Taiwán.

Colombia es uno de los países con mayor actividad sísmica en todo el mundo, debido a su ubicación en el cinturón de fuego del pacífico, además aquí convergen tres placas tectónicas: la del Caribe, la Nazca y la suramericana, que se encuentran en constante movimiento. En la Ciudad de Bucaramanga, capital del departamento de Santander, ocurren en promedio 85 microsismos diarios, es por esta razón que es propensa a sufrir un sismo, dado a esto se debe estar preparado para responder de forma efectiva en la etapa de respuesta y de esta manera asignar los recursos equitativa y rápidamente disminuyendo el impacto provocado en la población afectada.

De acuerdo con lo anterior se resalta la importancia de formular un modelo que ayude a la asignación de recursos tras un sismo en la ciudad de Bucaramanga; pues en la entrega de recursos la respuesta oportuna y eficaz es fundamental para brindar ayuda a las personas afectadas por los desastres naturales. Debido a esto, surge la necesidad de desarrollar estrategias para acelerar la respuesta a la entrega de ayudas humanitarias.

En esta investigación se pretende planificar la asignación de ayudas humanitarias en la etapa de respuesta al desastre (sismo), solucionando el problema de entrega de recursos a los

albergues ante un sismo en la ciudad de Bucaramanga, a través del diseño y construcción de un algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) con componente evolutivo, con el propósito de proporcionar una adecuada asignación de recursos.

La estructura de este documento es la siguiente: en la sección 3 se presenta la revisión literaria, dentro de la sección 4 se describe el planteamiento del problema abordado en esta investigación, en la sección 5 se mencionan los objetivos de la investigación, la sección 6 contiene los resultados que se esperan alcanzar del estudio, en la sección 7 encuentra el marco teórico, en la sección 8 se describe la metodología, en la sección 9 la estructura para el desarrollo, en la sección 10 se ilustra el cronograma de fechas en el que se llevara cabo el proyecto y por último la sección 11 donde se describe los recursos necesario para llevar a cabo con éxito del proyecto.

Tabla 1. Cumplimiento de objetivos

Cumplimiento de objetivos	
Objetivos específicos	Numerales relacionados
Realizar una revisión literaria sobre modelos estocásticos aplicados en la logística humanitaria.	CAPITULO 2
Formular el modelo de optimización estocástico multi-objetivo para el problema de entrega de recursos a los albergues ante un sismo.	CAPITULO 4
Desarrollar un algoritmo para la solución del problema de programación estocástico multi-objetivo.	CAPITULO 6
Desarrollar una herramienta computacional para la solución del problema de programación estocástico multi-objetivo en Python.	CAPITULO 7
Realizar un artículo académico de carácter publicable basado en los resultados de la investigación.	APENDICE H

1. Generalidades del proyecto

1.1 Planteamiento del problema

Colombia es uno de los países con mayor actividad sísmica en el mundo debido a su ubicación en el Cinturón de Fuego del Pacífico, además en este país convergen tres placas tectónicas: la del Caribe, la Nazca y la suramericana, éstas placas están en constante movimiento y al colisionar entre sí generan perturbaciones en la tierra. Específicamente la ciudad de Bucaramanga es considerada como una de las zonas con mayor vulnerabilidad frente a eventos naturales no controlables por el ser humano, debido a que está ubicada a tan solo 58 km del segundo nido sísmico más grande del mundo; el cual se encuentra en la mesa de los santos a una profundidad de 160 km.

Por consiguiente, es importante tener una adecuada gestión e implementación de la cadena de suministros de recursos humanitarios; esta se puede asociar a una red de personas voluntarias y especializadas que interactúa con bienes y servicios, con el fin de satisfacer la demanda de la población afectada por un sismo en la ciudad de Bucaramanga.

El principal responsable de coordinar la entrega de suministros de ayudas humanitarias es el gobierno; sin embargo, esta labor no recae solo en él, sino también en los organismos de ayuda humanitaria, quienes deben prestar sus servicios en situaciones de desastres. En Bucaramanga el gobierno departamental adopto la política pública de gestión de riesgos donde se estima como instrumento de planificación, la construcción del plan municipal de gestión del riesgo y la elaboración de la estrategia para la respuesta a emergencias.

Bucaramanga no cuenta con un sistema adecuado que indique la cantidad de recursos que

se deben asignar a cada albergue; por esta razón, esta investigación aborda el diseño de un modelo matemático, en el cual se considera la demanda como una variable estocástica, dado que no se conoce con certeza cuál es el número exacto de personas afectadas que requieran el suministro de ayudas en un albergue. Debido a esto, se sustenta la importancia de un modelo multi-objetivo en el cual se busca maximizar la equidad en la asignación de los recursos de ayuda humanitaria y; la minimización de los costos de entrega a los albergues del municipio de Bucaramanga, usando como enfoque de solución el algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) con componente evolutivo, con el cual se pretende encontrar soluciones al problema de asignación de entrega de ayudas humanitarias a los albergues temporales de Bucaramanga.

1.2 Justificación del proyecto

En el mundo se emiten aproximadamente cien mil sismos al año; de los cuales el 60% pueden ser detectados por los instrumentos de medición y, de ellos, veinte terminan en grandes tragedias. Estudios aseguran que es imposible predecir el día, la hora y el lugar de un sismo.

Colombia es uno de los lugares más propensos a sismos en todo el mundo, pues aquí convergen tres placas tectónicas que se encuentran en constante movimiento; en Colombia se han detectado 12 departamentos con alta y baja vulnerabilidad dentro de estos se encuentra Santander. Bucaramanga, el mayor centro urbano de Santander es considerada como una de las zonas con mayor vulnerabilidad frente a eventos naturales no controlables por el ser humano, debido a que está ubicada a tan solo 58 km del segundo nido sísmico más grande del mundo. Es por esto que la entrega oportuna de recursos es de suma importancia al momento de mitigar el

impacto en las personas afectadas por los desastres.

Para realizar una entrega oportuna de los recursos necesarios en búsqueda de minimizar el impacto de un evento natural no esperado, se necesita la ayuda de algoritmos que permitan determinar una distribución factible, razón por la cual en esta investigación se utiliza la programación estocástica. “La programación probabilística o estocástica se ocupa de situaciones en las que algunos o todos los parámetros del problema de optimización se describen por estocástico (aleatorio o probabilístico), en lugar de cantidades deterministas. Las fuentes de variables aleatorias pueden ser varias dependiendo de la naturaleza y el tipo de problema; cuando se trata de la naturaleza de las ecuaciones involucradas en un problema de optimización estocástico dicho problema se puede tratar de forma geométrica, dinámico, lineal o no lineal” (SINGIRESU S. RAO, 1996).

Dado que la magnitud de un evento natural no se puede predecir con certeza, y los daños que esta trae consigo tampoco, no es realista considerar un número exacto de personas afectadas por dicho evento, por lo que se considera necesario implementar una demanda, así como otros parámetros de forma estocástica para mejorar la efectividad del modelo.

En este trabajo se presenta un algoritmo de optimización estocástico multi-objetivo mediante del cual se busca dar solución al problema de distribución de recursos después de la ocurrencia de una catástrofe natural, este tipo de problema ha sido tratado en D. Khayal et al. (2015).

1.3 Objetivos

1.3.1. Objetivo general. Desarrollar un modelo estocástico multi-objetivo para la entrega de recursos a los albergues ante un sismo en la ciudad de Bucaramanga.

1.3.2. Objetivos específicos

- Realizar una revisión literaria sobre modelos estocásticos aplicados en la logística humanitaria
 - Formular el modelo de optimización estocástico multi-objetivo para el problema de entrega de recursos a los albergues ante un sismo.
 - Desarrollar un algoritmo para la solución del problema de programación estocástico multi-objetivo
 - Desarrollar una herramienta computacional para la solución del problema de programación estocástico multi-objetivo en python.
 - Realizar un artículo académico de carácter publicable basado en los resultados de la investigación.

1.4 Metodología

1.4.1. Fase 1: Recopilación de la información. (Cumplimiento a: objetivo 1)

1.4.1.1. Revisión literaria. En esta etapa se realizará una revisión a artículos científicos sobre los temas de logística humanitaria con el fin de construir un marco referencial y

conceptualizar los temas de investigación.

Actividad 1: Definición de las palabras claves para la búsqueda en las bases de Datos de la Universidad y otras fuentes externas.

Actividad 2: Construcción de la ecuación de búsqueda.

Actividad 3: Revisión de la literatura sobre asignación de recursos a albergues después de un desastre natural en las bases de Datos de la Universidad y otras fuentes externas.

Actividad 4: Revisión de la literatura sobre los métodos de optimización multi-objetivo.

Actividad 5: Análisis de la información y selección de la información adecuada.

1.4.2 Fase 2: Modelamiento. (Cumplimiento a: objetivo 2)

1.4.2.1. Modelo de optimización. En esta etapa se define el modelo matemático, el cual está compuesto por una función objetivo y unas restricciones asociadas al modelo.

Actividad 1: Definir los parámetros estocásticos, variables y criterios para el modelo de optimización multi-objetivo.

Actividad 2: Diseñar un modelo matemático que dé solución al problema planteado.

1.4.3. Fase 3: Programación. (Cumplimiento a: Objetivo 3 y 4)

1.4.3.1. Programar el algoritmo. En esta etapa se desarrolla una herramienta computacional para la solución del problema de programación estocástico multi-objetivo en python.

Actividad 1: Programar el algoritmo multi-objetivo en Python.

1.4.4. Fase 4: Documentación (Cumplimiento a: Objetivo 5)

1.4.4.1. Análisis de la información. En esta etapa del proyecto se realiza un análisis de los resultados obtenidos por el algoritmo.

Actividad 1: Realizar análisis de los resultados obtenidos por el algoritmo.

1.4.4.2. Artículo académico publicable. En esta etapa se realiza el artículo académico de carácter publicable basado en los resultados de la investigación.

Actividad 1: investigar las características que debe contener un artículo.

Actividad 2: Realización del artículo publicable en base a los resultados obtenidos en la investigación.

2. Revisión literaria

En los últimos tiempos, el mundo se ha enfrentado a constantes cambios naturales. Razón por la cual los desastres naturales tales como sismos, inundaciones, tsunamis, deslizamientos y erosiones han tenido un crecimiento considerable. La federación internacional de la cruz roja y la Media Luna Roja (IFRC) considera como un desastre “un evento repentino y calamitoso que perturba seriamente el funcionamiento de una comunidad o sociedad y causa pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales que exceden la capacidad de la comunidad o la sociedad para hacer frente al uso de sus propios recursos” (societies, 1997).

Posterior a un desastre, las personas afectadas deben continuar para salir de dicha situación y tratar de retomar sus actividades cotidianas. Las atenciones a los desastres naturales se clasifican en tres etapas: preparación o prevención, respuesta al desastre, y recuperación. Dentro de cada etapa se deben llevar a cabo una serie de actividades las cuales se pueden definir como logística humanitaria, según Jih-Biing la logística humanitaria es, “Un proceso de planificación, gestión y control de flujos eficientes de socorro, información y servicios desde los puntos de origen hasta los puntos de destino para satisfacer las necesidades urgentes de las personas afectadas en condiciones de emergencia” (Sheu, 2007).

En la etapa de preparación o prevención se realizan actividades cuyo objetivo busca aumentar la seguridad y disminuir el impacto en las personas y la infraestructura, en consecuencia, en esta etapa se deben realizar actividades como la ubicación de albergues y rutas de evacuación. En la etapa de respuesta al desastre se incluyen actividades de logística humanitaria relacionadas con la preparación y asignación de recursos para atender la población, transporte de recursos, equipo de búsqueda y rescate, así como la toma de decisiones con

información incompleta y alerta de evacuación. Por último, la etapa de recuperación, en donde se busca ayudar a la población afectada para que se reintegre a sus actividades cotidianas lo más pronto posible. Aunque comparten un objetivo humanitario, las operaciones logísticas realizadas en estas etapas son sustancialmente diferentes. Las actividades de respuesta ocurren en circunstancias caóticas y desafiantes después de un desastre, mientras que en la fase de recuperación a largo plazo las actividades de logística se llevan a cabo en un entorno más estable” (José Holguín-Veras M. J., 2012). La ejecución de las etapas mencionadas anteriormente permite que las personas tengan un mayor grado de resiliencia.

Este proyecto está enfocado esencialmente a la actividad de asignación de recursos la cual se encuentra en la etapa de respuesta al desastre de la logística humanitaria. En la entrega de recursos la respuesta oportuna y eficaz es fundamental para brindar ayuda a las personas afectadas por los desastres naturales. La escasez de los recursos puede hacer que la respuesta a la situación sea ineficaz y aumente el sufrimiento de las víctimas, debido a esto la importancia de desarrollar estrategias para acelerar la respuesta a la entrega de ayudas humanitarias.

“La naturaleza compleja y la dinámica de las relaciones entre los diferentes actores en una cadena de socorro implican un grado importante de incertidumbre en las decisiones de planificación de la cadena de socorro. En tales entornos, hay dos características principales de los problemas de planificación de desastres que enfrentará un responsable de la toma de decisiones: (1) objetivos contradictorios que pueden surgir de la naturaleza de las operaciones (por ejemplo, minimizar costos y al mismo tiempo aumentar la satisfacción de las personas afectadas) y la estructura de la cadena de socorro donde a menudo es difícil alinear los objetivos de las diferentes partes dentro de la cadena de socorro; (2) falta de conocimiento de los datos (por ejemplo, demanda, suministro o costo). En operaciones humanitarias reales, a menudo se ve que

la demanda, los suministros y los costos son inciertos durante la primera etapa de la respuesta al desastre” (Ali Bozorgi-Amiri, 2011).

A continuación, se presentan algunas de las investigaciones destacadas relacionadas con la asignación de recursos para conocer las contribuciones previas tomadas como referencia para la ejecución del tema propuesto.

Una investigación realizada por (Cooper, 1963), acerca del problema de asignación de recursos y localización, tuvo como objetivo asignar de forma eficiente dichas ayudas en los albergues con el propósito de ayudar a toda la población afectada.

En el 2004 se desarrolló un modelo matemático de flujo de red multi-producto y multi-periodo, para dar solución al problema de distribuir múltiples mercancías a zonas afectadas, para esto el modelo se descompone en dos problemas de flujo de red de productos múltiples, el primero es lineal (para productos convencionales) y el segundo entero (para flujos de vehículos). El enfoque de solución de estos sub-modelos se combinan con restricciones de capacidad de arco relajadas utilizando la relajación de Lagrange. El objetivo de este algoritmo es minimizar la demanda insatisfecha. (Linet Özdamar, 2004).

Algo que aún sigue siendo difícil es la respuesta rápida a las necesidades que se presentan después de un desastre natural por medio de la distribución de logística humanitaria. Sheu presentan un enfoque híbrido de agrupamiento difuso para la operación de distribución conjunta de logística de emergencia que responde a las demandas urgentes de ayuda en el crucial período de rescate. Con base en un marco conceptual de codistribución de logística de emergencia de tres niveles propuesto, esto implica dos mecanismos recursivos: primero la agrupación de áreas afectadas y segundo una distribución conjunta de socorro. Esta investigación se probó con datos numéricos de un terremoto de gran escala ocurrido en Taiwán. (Sheu, 2007).

Balcik, Beamon, y Smilowitz (2008) presentan un estudio sobre un sistema de distribución de última milla basada en vehículos, en el cual un centro de distribución local almacena y distribuye suministros de emergencia. Las decisiones a las que se enfrentan son la asignación de los suministros de ayuda a los países menos desarrollados, los lugares de demanda y la determinación de los horarios de entrega y rutas de cada vehículo durante toda la planificación. Proponen un modelo de programación entera mixta que determina los plazos de entrega de los vehículos y asigna equitativamente los recursos, en función de los suministros, la capacidad del vehículo y las restricciones de tiempo de entrega, con el objetivo de minimizar los costos de transporte y maximizar los beneficiarios de la ayuda.

Javier Salmerón y Aruna Apte (2010) desarrollaron un modelo de optimización estocástica en dos etapas para la asignación y ubicación de los recursos de ayuda, decisiones que deben tomarse con mucha anticipación antes de que ocurra un desastre. El modelo se enfoca en minimizar el número esperado de víctimas, debido a esto incluye decisiones de primera etapa para representar la expansión de recursos tales como almacenes, instalaciones médicas con personal y refugios. Las decisiones de la segunda etapa pertenecen a la logística del problema, donde los recursos asignados y los activos de transporte contratados se despliegan para rescatar a la población que necesita evacuación de emergencia, y se entregan los productos necesarios a la población afectada por el desastre.

En el 2011 Ge Honglei y Liu Nan tratan el problema de asignación de recursos pues consideran que la equidad es esencial para tratar dicho problema. En su investigación ellos formulan un modelo de optimización para la asignación de múltiples recursos de socorro a múltiples áreas afectadas con restricciones de equidad, cuyo objetivo fue minimizar la demanda insatisfecha de recursos de ayuda. (Ge Honglei, 2011).

Cada año los desastres naturales afectan a una gran porción de la población mundial. Debido a estos eventos, se necesitan grandes cantidades de suministros para ayudar a los afectados. En búsqueda de mejorar la respuesta a los desastres el grupo de investigación del instituto de tecnología de Georgia colaboró con la organización CARE para desarrollar un modelo que evalúa el efecto que el pre-posicionamiento de suministros tendría en el tiempo de respuesta de emergencia. Con base en los resultados de este estudio la organización CARE ha colocado provisiones de socorro en tres plantas en todo el mundo. (Serhan Duran, 2011).

En el 2011 se realiza un estudio en una región de irán en donde se desarrolla un enfoque de programación estocástica robusta y multi-objetivo para la logística de socorro en casos de desastre bajo incertidumbre. En donde, las demandas, los suministros, los costos de aprovisionamiento y transporte son considerados como parámetros inciertos. Además, el modelo considera pre-posicionamiento de los suministros. El modelo multi-objetivo intenta minimizar la suma del valor esperado y la varianza del costo total de la cadena de socorro, al tiempo que penaliza la inviabilidad de la solución debido a la incertidumbre de los parámetros; al mismo tiempo, el modelo busca maximizar los niveles de satisfacción de las áreas afectadas a través de la minimización de la suma de la escasez máxima en las áreas afectadas. (Ali Bozorgi Amiri, 2011).

La cantidad de desastres y crisis humanitarias cada vez son mayores, con base en esto se desarrolla un modelo de programación entera mixta que involucra dos objetivos, el primero es la minimización de la demanda insatisfecha y el segundo es la minimización de los costos operativos. La demanda se divide en demanda conocida y demanda incierta, la cual ocurre con cierta probabilidad. También introducen costos de penalización para la demanda insatisfecha.

Este modelo se resuelve mediante un método de solución de horizonte móvil. (Beate Rottkemper, 2012).

Yue-Jiao Gong (2012) desarrolla un enfoque de asignación de recursos basado en optimización de partículas (PSO). Una diferencia de muchos algoritmos evolutivos para resolver problemas de asignación de recursos (RAP), este algoritmo PSO incorpora una representación novedosa de cada partícula en la población y una estrategia de aprendizaje integral para el proceso de búsqueda de PSO. La novedad de esta representación reside en que la posición de cada partícula está representada por un par de puntos, a un lado del hiperplano en el espacio del problema. La línea que une estos dos puntos intersecta el hiperplano de restricción y su punto de intersección indica una solución factible. Con el valor de la evaluación de la solución factible Utilizado como el valor de la partícula, dicha representación proporciona una manera efectiva de garantizar que se cumplan las restricciones de recursos en el RAP. Sin la distracción de las soluciones no factibles, la partícula busca el espacio sin problemas. Además, las partículas buscan soluciones óptimas aprendiendo de ellas y de su vecindario utilizando la estrategia de aprendizaje integral, ayudando a prevenir la convergencia prematura y mejorando la calidad de la solución para problemas multimodales. Se ha demostrado que este nuevo algoritmo es aplicable a RAP de objetivo único y multiobjetivo, con un rendimiento validado por varios puntos de referencia y por un problema de planificación de la capacidad del lecho del mundo real.

Aman, Bakhtiar, Hanum y Supriyo (2012), proporcionan un modelo integral de asignación de recursos para la gestión de desastres, que consiste en la distribución logística y los problemas de asignación de la fuerza de trabajo de ayuda humanitaria. El primero está formulado en forma de programación lineal entera cuyo objetivo es minimizar la escasez de demanda

logística. Mientras que el último se enmarca en la programación de objetivos para minimizar el costo de las penalizaciones.

Después de un desastre natural la multitud repentina de personas que buscan refugio crea demandas de suministros de emergencia, que deben entregarse rápidamente. Debido a esto Rawls (2012) construye un modelo de asignación dinámica para optimizar la planificación previa al evento para cumplir con la demanda en el menos tiempo posible. El modelo también incluye requisitos de confiabilidad en las soluciones, es decir, la solución garantiza que se cumplan todas las demandas en escenarios que comprenden al menos un 100% de todos los resultados.

Con el fin de responder rápidamente a las demandas de ayudas de los lugares de desastres Wang (2012) propone un nuevo enfoque de asignación de artículos de socorro. Este implica tres perspectivas principales, la primera es agrupación de puntos de desastre, la segunda es determinación de la prioridad de asignación, y por último la asignación de artículos de socorro basada en grupos. Se formula un enfoque difuso basado en clustering para agrupar puntos de desastre y asociar la prioridad de asignación respectiva con ellos.

La efectividad y la velocidad de respuesta de la cadena de suministro tienen como factores determinantes la cantidad y localización adecuada de dichos almacenes, así como su capacidad. En este estudio el objetivo es determinar en qué distritos de la ciudad de Lima se deben ubicar las tiendas para distribuir la ayuda humanitaria después de un terremoto. Se considera que las tiendas deben cumplir con las víctimas en su totalidad, lo que minimiza el flujo de personas que se atenderán desde otro distrito. Se realiza un análisis numérico utilizando un modelo de programación lineal, como resultado se obtiene el número óptimo de almacenes en función de su capacidad. (Christian Cornejo Sánchez J. A., 2013)

Altay (2013), desarrolló un modelo de programación entera para el problema de asignación de múltiples ubicaciones de recursos múltiples basado en capacidades. El modelo tiene la intención de aprovechar una lista de inventario de recursos a nivel nacional con el fin de asignar personal de respuesta, instalaciones, suministros y equipos para afectar las jurisdicciones.

Zhan, Liu y Ye (2013), abordan un problema de asignación de socorro de varios proveedores, zonas afectadas por múltiples problemas, múltiples aliviadores y vehículos múltiples en la logística de socorro en casos de desastre. Se propone un modelo de optimización multi-objetivo basado en actualizaciones de información de escenarios de desastre en un intento de coordinar la eficiencia y la equidad a través de decisiones oportunas y apropiadas sobre cuestiones tales como el enrutamiento de vehículos y la asignación de socorro. También se propone una regla de detención óptima para determinar el período óptimo de demora antes de responder al desastre, ya que la toma de decisiones requiere información precisa sobre el desastre.

Durante la fase de preparación, los agentes humanitarios planifican su respuesta de socorro estudiando los posibles desastres, sus consecuencias, las infraestructuras existentes y los recursos disponibles. En consecuencia, el rendimiento de la red de socorro podría reducirse considerablemente. Lauras, Vargas, Dupont y Charles (2014) propone un modelo innovador de asignación de ubicación para mejorar la eficacia de la respuesta humanitaria (minimización de costos) y la efectividad (minimización de beneficiarios no atendidos) con respecto a las debilidades de red previsibles. Se propuso un programa estocástico de enteros mixtos para alcanzar este objetivo. Y una aplicación numérica con respecto a la gestión de la red de socorro del terremoto del Perú para ilustrar los beneficios de esta propuesta.

En el 2014 una investigación realizada ofrece un modelo multi-objetivo para ubicar centro de distribución y asignar periódicamente productos de ayuda a las áreas afectadas. Los principales objetivos de este modelo son minimizar los costos totales y maximizar la tasa de satisfacción, siendo equitativo al distribuir los recursos. Además, se ha desarrollado un enfoque de solución eficiente basado en algoritmo genético para resolver el modelo matemático propuesto. Los resultados computacionales muestran que el algoritmo genético propuesto proporciona soluciones relativamente buenas en un tiempo razonable (Farnaz Barzinpour, 2014).

Se presenta un problema de diseño de red de distribución que determina las ubicaciones y capacidades de los puntos de distribución de socorro en la red de la última milla. El problema se enfoca en dos tipos de políticas de asignación de suministros y se propone una versión híbrida considerando sus diferentes implicaciones sobre la equidad y la accesibilidad. Luego, se desarrolla un modelo de programación estocástica de dos etapas que incorpora la política de asignación híbrida y logra altos niveles de accesibilidad y equidad simultáneamente. Se diseñó un algoritmo de ramificación y corte basado en la descomposición de Benders para resolver grandes instancias de problemas en tiempos razonables y un estudio numérico para demostrar la efectividad computacional del método de solución. También se ilustra la aplicación del modelo en un estudio de caso basado en datos del mundo real del terremoto de Van 2011 en Turquía. (Nilay Noyan, 2015).

Pradhananga, Mutlu, Pokharel, Holguín y Seth (2016), se proponen un modelo de red de tres escalones para la planificación integrada de respuesta y preparación para emergencias para la distribución de suministros de emergencia. El modelo minimiza el costo social para identificar un conjunto de puntos de suministro potenciales en el escalón más alto, donde los artículos de suministro se consolidan y se envían a las instalaciones de pre-posicionamiento. El modelo

también considera las decisiones de compra previa al desastre y posterior a un desastre en los puntos de suministro, y permite envíos directos desde los puntos de suministro y las instalaciones pre-posicionadas a los puntos de demanda. El análisis numérico muestra que múltiples fuentes de suministro pueden asegurar una distribución eficiente de los suministros y reducir los costos de privación. Los resultados también indican que la preposición parcial y las compras posteriores al desastre pueden reducir la escasez de suministros de emergencia.

En el año 2016 se propone un nuevo método de optimización de dos etapas para el problema de asignación de suministros de emergencia con multi-aplicación, área multi-afectada, multi-alivio y multi-vehículo. Considerando la equidad, la puntualidad y la eficiencia económica, se construye un modelo de valor esperado multi-objetivo para la ubicación de las instalaciones, el enrutamiento de los vehículos y las decisiones de asignación de suministros. Los objetivos del modelo propuesto apuntan a minimizar la proporción de la demanda no satisfecha y el tiempo de respuesta de los alivios de emergencia y el costo total de todo el proceso. Cuando la demanda y la disponibilidad del camino son discretas, los valores esperados en las funciones objetivo se convierten a sus formas equivalentes. Para superar la dificultad computacional causada por objetivos múltiples, se formula un modelo de programación de objetivos para obtener una solución de compromiso. Finalmente, se presenta un ejemplo para ilustrar la validez del modelo propuesto y la efectividad del método de solución. (Bai, 2016).

La complejidad que conlleva un desastre natural es incalculable. En situaciones de desastre, la ubicación de los centros de socorro, la distribución de suministros y el tamaño de la flota son algunas de las decisiones más importantes. La realización de estas operaciones lleva a objetivos contradictorios, esencialmente en costos de logística y costos de demanda no satisfecha. Por una parte, reducir la demanda insatisfecha implica mayores costos de logística.

Por otro lado, reducir los costos de logística sin considerar la demanda no satisfecha puede conducir a una asistencia ineficiente en las áreas afectadas. Moreno, Ferreira, y Alem (2016), realizaron un modelo de programación estocástica de dos objetivos para el problema integrado de la distribución de la ubicación y el tamaño de la flota. En 2011, resolviendo instancias basadas en el mega desastre en la región montañosa de Río de Janeiro.

En el 2016 se aborda un problema de asignación de recursos de emergencia que involucra múltiples áreas afectadas en competencia y un centro de recursos de ayuda bajo escasez de suministros e incertidumbre en la fase posterior al desastre. Por lo tanto, se formuló un modelo de asignación de recursos de emergencia bi-objetivos que intenta maximizar la eficiencia y la equidad bajo diferentes fuentes de incertidumbre. Para obtener la política de asignación más preferida de los decisores, se propone un método novedoso de decisión de asignación de recursos de emergencia que consta de tres pasos, primero desarrollar un algoritmo de optimización de enjambre de partículas heurístico bi-objetivo, segundo seleccionar un coeficiente para medir la equidad y por último establecer un método de decisión basado en la preferencia de los tomadores de decisiones restringido por el coeficiente de equidad. Finalmente, un estudio de caso real tomado del Terremoto de Wenchuan del 5 de diciembre de 2008 demuestra la efectividad del método propuesto a través de resultados numéricos. (Hu C.L., 2016).

Mohammadi, Ghomi y Jolai (2016), se propone un modelo de programación estocástica multi-objetivo para desarrollar un plan de respuesta a terremotos, que integra las decisiones previas y posteriores al desastre. Este modelo de tres objetivos intenta maximizar la cobertura total de demanda esperada, minimizar el costo total esperado y minimizar la diferencia en las tasas de satisfacción entre nodos. Se desarrolló un nuevo algoritmo de optimización de enjambre de partículas multi-objetivo para resolver este modelo.

En el 2017 se desarrolló modelo ayudará a los responsables de la toma de decisiones a tomar decisiones óptimas con respecto a la ubicación, la asignación y la evacuación de forma simultánea. El modelo propuesto también considera las tiendas de emergencia como centros médicos temporales. Para hacer frente a la incertidumbre y naturaleza dinámica de los desastres, y sus consecuencias, este modelo robusto de períodos múltiples considera los valores de los datos de entrada críticos en un conjunto de varios escenarios. Segundo, debido a la probable interrupción en la infraestructura de distribución, la simulación de Monte Carlo se utiliza para generar números aleatorios relacionados y diferentes escenarios; el enfoque p-robusto se utiliza para formular la nueva red. El enfoque p-robusto puede predecir posibles daños a lo largo de las vías y entre las bases de ayuda. Se realizó un estudio del modelo de optimización para el terremoto plausible de Teherán en la región 1. (Fereiduni, 2017).

El problema de asignación de recursos es abordado en la literatura mediante métodos de programación lineal entera mixta y algoritmos, mostrando la obtención de resultados efectivos y óptimos. Por esta razón, en esta investigación se desarrollará un algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) con componente evolutivo, cuyo objetivo es la asignación de recursos.

3. Marco teórico

3.1 Logística humanitaria

En un contexto de desastre o evento natural no esperado, es necesario y vital garantizar una entrega de recursos con efectividad, de este modo tanto los productos como las personas indicadas lleguen a las víctimas afectadas desde un punto de vista logístico; sin embargo, optimizar el desempeño logístico requiere que todas las relaciones entre todos los factores involucrados se gestionen a través de un enfoque integrado para coordinar de manera efectiva el desempeño interinstitucional, para eliminar la redundancia y maximizar la eficiencia a la largo de la cadena de suministro, cuando se trata en la gestión de la cadena de suministro se centra principalmente en las relaciones entre los actores que posibilitan ese movimiento. La logística y la gestión de la cadena de suministro son cruciales para establecer adecuadamente la respuesta a un desastre. Es esencial reconocer que la logística es el elemento más importante en cualquier esfuerzo de socorro en caso de desastre, y es el que marca la diferencia entre una operación exitosa y una fallida. Pero también es la parte más costosa de cualquier socorro en caso de desastre. Es por todo lo anterior menciono que, la correcta inversión en logística en el alivio de desastres proporciona la principal oportunidad para desarrollar e implementar el uso eficaz y eficiente de los recursos en las operaciones humanitarias. (Cozzolino, 2012).

3.2 Suministros de emergencia

En este proyecto se entenderá como suministros de emergencia o humanitarios, aquellos

materiales, productos y equipos utilizados por las organizaciones para la atención de los desastres, así como los requeridos para el cuidado de la población afectada. Estos suministros son de una amplia gama, que incluye desde los productos y materiales para uso y consumo de la población, hasta aquellos requeridos por las organizaciones para brindar la asistencia o recate. Algunos suministros son adquiridos o canalizados por las propias organizaciones, respondiendo a las necesidades determinadas en el terreno, pero la gran mayoría son el producto de la solidaridad espontánea de la comunidad nacional e internacional. De manera que desde la óptica de su origen, los suministros pueden ser de dos tipos, (Capítulo 5. Características de los suministros, 2000):

1. “Los solicitados o adquiridos por las organizaciones de acuerdo a su tipo de intervención y necesidades. Estos, independientemente de su pertinencia o no, son manejados generalmente por las propias instituciones que los gestionan, las cuales conocen sus contenidos y les asignan un destino específico”.

2. “Los procedentes de la solidaridad, sea nacional e internacional, y que no necesariamente corresponden a las necesidades que se enfrentan. Por lo general no tienen un destinatario específico y su manejo cae bajo la responsabilidad de las autoridades nacionales a cargo de la emergencia, quienes tienen que empezar por identificar el tipo de producto, sus características y condiciones, y si finalmente son utilizables, determinarles un uso y destino, así como la coordinación de su envío”.

3.2.1 Cadena de suministro de emergencia. La cadena de suministro en situaciones de emergencia tiene una labor dificultosa, porque no se sabe a ciencia cierta cuál es la demanda que se va atender, presentando carencia de canales de información e infraestructura. La idea principal

se basa en que la cadena de suministro en situaciones de emergencia es regulada desde el mismo direccionamiento de la cadena de suministros comercial, en otras palabras, se puede asociar la logística humanitaria con la logística comercial ya que tiene ideas en común donde se tiene una capacidad de suministros a despachar, una demanda que satisfacer y un flujo de información. Cuando se trata la cadena de suministros en el sector comercial se encuentra una relación estrecha entre la satisfacción del cliente y los cambios que sufre las utilidades por esta, mientras que en la logística humanitaria existe es una relación con la tasa de mortalidad y morbilidad, asociándose esto a un gran costo social. La diferencia entre estos dos tipos de logísticas consiste en que la humanitaria no cuenta con una infraestructura definida dado a los cambios que puede tener cada zona por los riesgos que cada una presenta y la variación de la cantidad de personas que se debe atender, mientras que la comercial si cuenta con una estructura y organización de modo que sabe que tanta demanda se puede llegar a atender. (J.Tinguaro Rodríguez, 2012).

En la cadena de suministros humanitarios son necesarias ciertas restricciones que son propias de las situaciones que se presentan después de ocurrido un desastre natural (sismos, inundaciones, deslizamientos de tierra, etc.) por ejemplo, la poca infraestructura para la distribución de las ayudas, la poca disponibilidad de recursos, la variación de la demanda relacionada con la prestación del servicio médico necesario, además la necesidad de dar un servicio en lugar de un bien a una población específica resulta ser una actividad compleja ya que no se cuenta actualizado en el momento el estado en el que se encuentra la población afectada. (Rolando M. Tomasini, 2009).

3.2.2 Asignación y distribución de ayuda humanitaria. Para ser bien asignadas las ayudas humanitarias es necesario inicialmente diagnosticar los daños que se han presentado y en

qué punto de vulnerabilidad se encuentra la población, esto se hace con el fin de identificar los bienes y servicios necesarios para disminuir o mitigar el impacto del desastre que se presentó. Esta distribución debe hacerse de manera neutral y equitativa haciendo uso de la imparcialidad, dado que de esto depende el desempeño eficiente de la gestión después de un desastre. (José Holguín-Veras M. J., 2012).

La correcta asignación de la ayuda humanitaria permite que la atención a la situación que se presenta después de un desastre sea eficaz, debido a la permite entregar los recursos correctos en el lugar afectado. Para que este proceso sea efectivo es recomendable que los organismos locales e internacionales de ayuda humanitaria se comuniquen y se integren para duplicar los esfuerzos y mejorar la calidad de los servicios que prestan; el trabajo de estas entidades como una sola, permite disminuir el riesgo de actos violentos o robos. Para tener un mayor control sobre los recursos destinados para las situaciones que se presentan después de un desastre, el comité interagencial (foro único internacional para la coordinación de ayuda humanitaria) definió clúster y líderes de clústeres, con el fin de asignar a cada grupo especializado la responsabilidad de suministrar recursos y coordinar las operaciones y ayudas destinadas a la atención de los eventos que se presentan después de un ocurrido el desastre natural. (Christian Cornejo Sánchez J. V., 2013).

Los recursos son asignados y entregados teniendo en cuenta la situación en la que se encuentra la población afectada por los daños, esta actividad es realizada por un equipo integrado por diferentes tipos de personas como geólogos, ingenieros y médicos entre otros. Este grupo de profesionales es entrenado para que en este tipo de situaciones (desastres naturales), eviten una evaluación subjetiva; los aspectos en los que se entrenan son los siguientes: condiciones de salud, recursos disponibles e infraestructura, impacto de la población, vías de acceso (es necesarios

saber cuáles vías de acceso están disponibles sea terrestre o aéreo). En el momento de la distribución de las ayudas humanitarias se puede presentar obstáculos por diferentes causas como la falta de conectividad en la cadena de suministro por el deterioro de las vías, el robo de los recursos por el impacto psicológico en las personas por perder todo y no tener con que alimentarse. (USAID/OFDA, 2012).

3.3 Desastres

El término "desastre" suele aplicarse a una situación de ruptura del funcionamiento normal de un sistema (o comunidad), que causa fuerte impacto sobre las personas, sus obras y su ambiente, superando la capacidad local de respuesta. Esta situación puede ser el resultado de un evento de origen natural o causado por la acción humana. Existen también las situaciones denominadas "desastres complejos", que es la combinación de eventos desastrosos de diferente tipo en una misma región. Estos pueden ser eventos asociados o también pueden ocurrir en una región afectada por enfrentamientos militares. Aunque cada evento desastroso es único, en el sentido de que sus efectos tienen relación no solo con el tipo de evento, sino también y sobre todo, con las condiciones económicas, sanitarias y sociales particulares de la zona afectada, también existen similitudes entre ellos. La identificación de esos rasgos comunes puede usarse para mejorar la gestión de la asistencia humanitaria y el uso de los recursos. (capítulo 1. El entorno Generalidades de los desastres, 2000).

3.3.1 Principales efectos de los desastres sísmicos. Luego de un suceso como un movimiento sísmico, sus efectos que este produce para un mejor entendimiento se dividen en

cuatro enfoques: sociocultural, geográfico, económico y político.

Efecto sociocultural: Estos efectos están relacionados con los seres humanos. La cantidad de pérdidas humanas causadas por un fenómeno natural, depende de la zona y la magnitud donde azote este evento. Todo desastre que afecte alguna zona poblada, afecta el estilo de vida de las personas que habitan el mismo, por ejemplo pierden sus hogares, tienen atrasos en su educación y en el peor de los casos pierde a familiares. (Pparis, 2008).

Efectos geográficos: Existe incidencia en la geografía, porque lo que había antes de un desastre y lo que queda después de este, cambia. Un río cercano a un ciudad o pueblo puede afectar los patrones normales de vida cuando este cambia su cauce, un sismo provoca un movimiento en la superficie terrestre cambiando la forma de está, generando en ocasiones destrucción de edificaciones construidas en ese terreno. (Pparis, 2008).

Efectos económicos: Un sismo es sinónimo de pérdidas de capital, inventarios y productividad, en síntesis, una pérdida neta, cuyo impacto es prematuro de cuantificar que se ira cuantificando a medida que pasan las semanas y meses. Por otro lado, economistas y financieros comentan que un terremoto tendría un impacto positivo en el empleo –fruto del proceso de reconstrucción- y en el crecimiento del país debido a un crecimiento porcentual en el PIB. (Universia, 2010).

Efectos políticos: Estos efectos toman lugar cuando el gobierno del país afectado tiene que pagar la cantidad de dinero necesario para restaurar a los damnificados por el dicho desastre. En ocasiones surge la pregunta, ¿Por qué a los países del tercer mundo les cuesta aún más sobreponerse a un desastre natural que a un país primer mundo? Esto sucede porque los gobiernos de los países tercermundistas no cuentan con los recursos necesarios para poder sacar a sus países adelante. Existen gobiernos que deciden invertir el dinero en otras cosas en vez de

ayudar a su población a salir adelante. (Pparis, 2008).

3.4 Instalaciones

En el momento en que se presenta un desastre sísmico, se implementan mecanismos inmediatos quedan atención al suceso para disminuir el impacto. Las cadenas de intervención son estructuras de tipo operativo en caso de un desastre sísmico, las cuales son aprobadas y reconocidas por las instituciones, con el fin de garantizar la óptima atención a las personas afectadas, procurando una adecuada coordinación interinstitucional e intersectorial. Es por esto que para intervenir en alguna zona se tiene en cuenta en que área de intervención está, para así saber cómo intervenir (ver figura 1), (Secretaría Del Medio Ambiente, 2012):

Área de intervención crítica (eslabón I): Esta área se refiere a la zona donde ocurrió el evento, lugar donde solo entran los equipos de avanzada quienes son los primeros en dar respuesta en el momento de una atención inmediata.

Área de intervención táctica (eslabón II): Área encargada de prestar apoyo específico a la zona de impacto. En ella se encuentra recursos y elementos temporales que son instalados para dar soporte a las unidades que operan en la zona afectada, es por esto que esta debe estar por fuera de ella. Aquí se instala el Puesto de Mando Unificado (UMP) quien tiene el compromiso de coordinar los recursos que son desplazados a la zona afectada.

Área de intervención estratégica (eslabón III): Es el área que cuenta con recursos y elementos disponibles para la atención de emergencias, dando la ayuda necesaria. En esta área es donde se encuentran los albergues temporales y los centros de acopio, sitio donde están los recursos listos para ser distribuidos.



Figura 1. Áreas de intervención en la cadena de socorro. Adaptado de Plan local de emergencia comuna 11, Secretaría Del Medio Ambiente, Sub Secretaría Del SIMPAD, Medellín.

3.4.1 Albergues. El concepto de albergue temporal según la Federación Internacional de la Cruz Roja y la Media Luna Roja es: “Lugar físico creado e identificado como un lugar seguro, que cuenta con todos los medios necesarios para hospedar por un periodo corto, mediano y largo plazo a un grupo de personas afectadas por los resultados del impacto de una amenaza, con las garantías esenciales para garantizar la dignidad humana, conservando la unidad familiar y la cultura de las personas afectadas así como su estabilidad física (mental) y psicológica”. (Manual Nacional para el manejo de Albergues Temporales, 2008).

Por otro lado, existen diversas definiciones que permiten explicar más el significado de dicho concepto, es por esto que a continuación se dan otras definiciones:

3.4.1.1 Refugio (Punto de Encuentro). Sitio de paso, que sirven para proporcionar techo, alimentación y abrigo a las víctimas de una emergencia o desastre, mientras la comunidad se

traslada a un Alojamiento o Albergue Temporal, Estos se utilizan cuando no existe un plan de prevención previamente estipulado. (Manual Nacional para el manejo de Albergues Temporales, 2008).

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

3.4.1.3 Albergue temporal. Es el sitio donde se proporciona temporalmente techo, alimentación, vestido y salud a personas vulnerables, antes, durante o después de la ocurrencia de un fenómeno destructivo o después de la ocurrencia de este. (Manual Nacional para el manejo de Albergues Temporales, 2008).

3.5 Optimización Combinatoria

La optimización combinatoria es un método que existe en la matemática moderna aplicada y la disciplina de la computación, donde se trabaja problemas que cuyo dominio se caracterizas por tener un conjunto finito de soluciones factibles.

Cuando se habla de optimización combinación se parte desde el hecho que deriva de la optimización cuyos problemas giran alrededor de la toma de decisiones que den la mejor solución óptima (sea maximizar o minimizar) de una determinada función. De acuerdo con el

número de funciones que se planteen en un problema combinatorio este puede ser monobjetivo (una sola función) o multi-objetivo (más de una función). (García, 2000).

Los problemas de optimización combinatoria tienen una estrecha relación con la actividad de asignar recursos, ya que en ocasiones este es el objetivo deseado, encontrándose restricciones cuando las variables toman valores enteros. Las restricciones que se presentan en los recursos hacen que se disminuya el número de posibles opciones factibles, y el principal objetivo es escoger la mejor alternativa. Aunque este tipo de problemas son de gran magnitud en teoría, estos no presentan dificultad en el momento que se resuelven.

Según Christian Blum y Andrea Roli definen un problema de optimización combinatoria de la siguiente manera, (Christian Blum, 2003):

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

El conjunto de todas las posibles asignaciones factibles es:

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

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

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

En problemas como este (Optimización Combinatoria), las variables que se utilizan son agrupadas y cada grupo es asimilado como un objeto que tiene una estructura de datos compleja. Estas variables son ubicadas en determinadas posiciones que van a generar una configuración que será analizada por la combinatoria. En problemas como estos se trata de tomar la mejor configuración, pero para tomar este tipo de decisiones se crea una o más funciones de valor sobre el espacio de las configuraciones.

En otras palabras, para entender más este tipo de problemas (Optimización Combinatoria), se clasifican de acuerdo a su complejidad computacional, dado a esto se ha desarrollado varios tipos de algoritmos para darle solución o respuesta a un problema. La optimización combinatoria no solo se utiliza para conocer la complejidad de los algoritmos, sino también permite verificar entre varias opciones de respuesta se haya escogido la que permita que el problema de optimización sea óptimo. (Lange, 2010).

3.6 Programación estocástica

Se entiende por estocástico o programación probabilística a la que ocupa de las situaciones en las que algunos parámetros del problema de optimización se describen por distribuciones. Las fuentes de las variables aleatorias pueden ser varias, dependiendo de la naturaleza y tipo de

problema (RAO, 1996).

Para hacer más claro lo mencionado en el párrafo anterior, se puede explicar mediante un ejemplo, en el caso de planificación de sistemas de energía eléctrica, la incertidumbre surge principalmente en la demanda y precios futuros, los aportes al suministro o la disponibilidad de los elementos de generación y red. Otras áreas en las cuales la incertidumbre desempeña un rol importante son la planificación de inversiones, planificación de cadena de suministros, políticas públicas, etc. En la optimización determinista tradicional, se supone que los parámetros del problema son conocidos con certeza. En la optimización estocástica se relaja esta condición, dado que no se conocen sus valores, pero se tienen sus distribuciones de probabilidad o se supone que éstas son discretas con un número finito de estados posibles. (Martín Quinteros, 2006).

3.7 Complejidad Computacional

La complejidad computacional de un algoritmo depende del tiempo de computación y memoria requerida debido al nivel de dificultad del problema que se está estudiando o tratando, las variables y el tipo de restricciones con las que cuenta.

Por esta razón, según la ingeniera Kony Rodríguez (2015) se clasifican de la siguiente manera:

P (Polynomial-time): Se le denomina problema de complejidad P cuando se puede dar una solución con un algoritmo en tiempo polinomial, es decir que el problema se puede solucionar en un tiempo prudente en los computadores que existen en el hoy en día.

NP (Non-Deterministic Polynomial-time): Se les llama NP a los problemas para el cual

las soluciones son verificadas por un algoritmo en un tiempo polinomial, esto no quiere decir que las soluciones para este se encontrar con rapidez, solo que esta se puede verificar y rechazar fácilmente. Un problema que presenta esta clasificación es cuando se procesa en un computador personal, el tiempo que toma en dar solución es exponencial por esta razón normalmente no se encuentra una respuesta rápida, es recomendable que se solucione en una máquina de Turing.

NP-Complete (Non-Deterministic Polynomial-time complete): La relación entre la cantidad de parámetros y la complejidad del problema tiende a ser exponencial, es decir el incremento de la complejidad del problema atrae consigo un incremento en el tiempo de respuesta.

NP-Hard (NP-difíciles): Este tipo de problema tiene similitud con los problemas NP-Complete, solo que los NP-Hard son un poco más complejos. Se encuentra que los problemas NP-Hard necesitan mayor tiempo para arrojar una solución.

A modo de estudio se puede encontrar una amplia selección de problemas NP-Hard en problemas de distribución logística y de ruteo, como por ejemplo problema del agente viajero (TPS) y el problema de ruteo de vehículos de múltiples compartimientos (MC-VRP). Estos son problemas de tipo NP-Hard dada su complejidad no se puede establecer una óptima solución en un intervalo de tiempo aceptable, es por esto que en años atrás se ha desarrollado métodos aproximados que permiten dar solución en un tiempo razonable, en estos métodos se encuentran las heurísticas y metaheurísticas.

3.8 Métodos de Solución

Los problemas de optimización combinatoria presentan un atractivo por sus aplicaciones en la ciencia y la industria dado a la complejidad computacional que estas presentan, investigaciones de años anteriores han presentado métodos que permiten llegar a una solución. Estos métodos pueden clasificarse en, (Andres Ricardo Barrera Navarro, 2016):

3.8.1 Métodos exactos. Se usan para encontrar una óptima solución del problema planteado. Problemas de optimización combinatoria de complejidad computacional exponencial, el tamaño del problema afecta la duración de terminación del método para hallar la solución del problema. Entre los métodos exactos se puede encontrar el método de Branch and Bound y branch and cut y relajación lagrangiana.

Método *simplex*: El método *simplex* es un algoritmo y procedimientos algebraico eficiente y confiable para resolver problemas de programación lineal, este tiene una interpretación geométrica útil, en cada iteración se mueve de una solución básica factible actual a una adyacente mejor mediante la elección de la variable básica entrante y de la saliente; después recurre a la eliminación de Gauss para resolver el sistema de ecuaciones lineales. Cuando la solución actual no tiene una solución básica factible el algoritmo se detiene. Este método se ha usado en computadoras personales convirtiéndose en una herramienta poderosa que es empleada para solucionar problemas de programación lineal con cientos de miles de restricciones y variables de decisión. (Frederick S. Hillier, 2010).

Algoritmo de ramificación y acotamiento: El algoritmo de Branch and Bound (B&B) o algoritmo de ramificación y acotamiento, es un algoritmo que fue diseñado para la solución de

problemas de programación entera, sin embargo, es muy frecuente que la naturaleza del problema nos indique que las son enteras o binarias. La forma de solución de este algoritmo consiste en resolver este como si fuese un modelo de programación lineal y luego generas cotas en caso que al menos una variable de decisión adopte un valor fraccionario. El algoritmo genera en forma recursiva cotas que favorecen la obtención de valores para las variables de decisión. (Calvopiña, 2015).

Métodos aproximados: Este método ofrece un universo de posibles soluciones, para problemas de tipo combinatorio, a un que las soluciones que este arroja no son del todo óptimas, pero en ocasiones éstas se acercan y son aceptadas. De esta metodología se deriva la heurística y la metaheurística.

3.8.2 Heurísticas. Este método es utilizado, porque son procedimientos que arrojan soluciones de buena calidad, aunque no necesariamente llega a dar una óptima solución al problema. Estos algoritmos son sencillos en el momento de ser implementados y arrojan una buena solución con esfuerzos computacionales significativamente bajos. Las técnicas heurísticas se dividen en dos categorías:

Heurística constructiva: Se orienta técnicas que permiten obtener una solución de manera gradual mediante interacciones partiendo de selección y análisis paulatino de sus componentes. Este tipo de heurística se puede aplicar siempre que se tenga en cuenta que el problema puede llegar a tener una solución mediante decisiones sucesivas, como líneas de montaje o rutas, entre otras.

Métodos de búsqueda local: Este método comienza de una solución inicial y evoluciona buscando mejoras hasta llegar a mostrar una mejor solución que reemplazara la actual dejando

detrás de él un vecindario de soluciones. Esta técnica se conoce con el concepto de óptimo local, que se define como una solución mejor o igual que cualquier otra solución del vecindario. Una desventaja de este método es que fácilmente se puede quedar atrapado en un óptimo local dejando espacios de solución sin explorar.

3.8.2.1 Método heurístico de Ardalan. Es uno de los algoritmos más utilizados para la localización de servicios. Su objetivo es establecer la ubicación de un punto de servicio en un área geográfica, teniendo en cuenta una optimización en términos de distancia, cobertura y algún factor de ponderación que refleje una importancia relativa de atención de algún punto.

El método de Ardalan es útil cuando se desean ubicar una o más instalaciones de un cierto número de opciones, teniendo en cuenta una optimización en términos de distancia, cobertura y algún factor de ponderación que refleje la importancia relativa de una opción frente a la otra. (López, 2016).

3.8.2.2 Algoritmos voraces. Los algoritmos voraces son usados esencialmente para resolver problemas de optimización, aunque también pueden aproximarse a una solución a problemas considerados computacionalmente difíciles. Son algoritmos muy fáciles de diseñar e implementar y de gran eficiencia. Un algoritmo voraz funciona seleccionando la arista o la moneda que parezca más prometedora en un determinado instante, nunca reconsidera su decisión sea cual fuera la situación que pueda surgir más adelante. No hay necesidad de evaluar alternativas, ni de emplear justificados procedimientos de seguimientos que permitan deshacer las decisiones anteriores. (Guillermo Solarte Martínez, 2007)

Algoritmo de prim: “El algoritmo de Prim para la resolución de problemas con árboles de

recubrimiento de coste mínimo se fundamentan en seleccionar aquellos arcos de menor coste definidos dentro del conjunto de candidatos, y luego elegir el menor desde el nodo en el que se encuentre situado como punto de partida”. (Santiago Moronta Martínez, 2009).

Algoritmo de kruskal: Este algoritmo pertenece a la teoría de grafos, para encontrar un árbol de cobertura mínimo en un grafo conexo y ponderado. Es decir, busca un subconjunto de aristas que a medida que va buscando soluciones detrás de él va dejando un vecindario de soluciones en forma de árbol, incluyen todos los vértices y donde el valor total de todas las aristas del árbol es el mínimo. Si el grafo no es conexo, entonces busca un bosque expandido mínimo. El Algoritmo hace crecer el árbol de expansión mínima uniendo cada nodo con una arista de valor mínimo que no una elementos del mismo árbol. (Carlos A. Vega A., 2010).

Algoritmo de dijkstra: Según el Holandés Edsger Wybe Dijkstra creador del algoritmo dijkstra se puede definir éste como un grafo a cuyos arcos se han asociado una serie de pesos, se define el camino de coste mínimo de un vértice u a otro v , como el camino donde la suma de los pesos de los arcos que lo forman es la más baja entre las de todos los caminos posibles de u a v . El algoritmo de dijkstra es un algoritmo eficiente que sirve para encontrar el camino de coste mínimo desde un nodo origen a todos los demás nodos del grafo. (Víctor M. Lozano Terrazas, 2012)

3.8.2.3 Algoritmo del vecino más cercano. Este algoritmo hace parte de la heurística para el TSP mejor conocido como el problema del agente viajero, que consiste en construir un ciclo Hamiltoniano de bajo costo basándose en el vértice cercano a uno dado. Para arrojar soluciones este algoritmo realiza varias operaciones, con las cuales construye la solución de un problema dado, seleccionando aristas de bajo costo, cuando este termine de iterar también seleccionara

aristas de alto costo. A esto se le llama miopía del procedimiento, dado que escoge soluciones sin “ver” y puede provocar que se tomen malas elecciones en iteraciones posteriores. (Cunquero, 2003).

3.8.3 Metaheurísticas. Este método hace una exploración de forma eficiente y efectiva, de modo que en la búsqueda de una solución no quede atrapado en óptimos locales, es decir cuando hace una búsqueda de respuestas optimas lo hace de forma inteligente.

Según Glover el término metaheurística, son estrategias inteligentes para mejorar o modificar otras soluciones para la resolución de problemas con alto grado de rendimiento, explorando y aprovechando fácilmente los espacios de búsqueda siendo más fácil de implementar ya que necesita información especial del problema a solucionar. (Glover, 1986).

Este método se aplica especialmente a los problemas que no tienen una heurística específica o algoritmo que de una respuesta óptima. Es por esto que se ha propuesto algoritmos metaheurísticos para resolver los problemas de optimización combinatoria tales como: optimización por enjambre de partículas (PSO), búsqueda tabú (TS), colina de abejas artificial (ABC), entre otras. (Andres Ricardo Barrera Navarro, 2016).

3.8.3.1 Metaheurística basada en la trayectoria. La metaheurística basada en trayectoria denominada “Simulated Annealing” aplicada a problemas de optimización combinatoria, se caracteriza porque parte de un punto de mejora continua de la solución actual mediante la inspección de un vecindario donde la búsqueda finaliza cuando se alcanza un número máximo de iteraciones y se encuentra una óptima solución o se encuentra que quedo en un estancamiento del proceso. (Alancay, 2016).

El enfriamiento simulado o Recocido Simulado (RS): El RS o enfriamiento simulado se basa en el recocido del acero y cerámicas, técnica que consiste en tomar el material y elevar su temperatura al máximo y luego dejarlo que comience a disminuir lentamente para variar sus propiedades físicas. Este procedimiento fue introducido en 1983 por Kirkpatrick y colaboradores. En cada iteración del RS se evalúan algunos vecinos del estado actual y probabilísticamente se decide entre efectuar la transición a un nuevo estado o quedarse en el estado actual. Esta heurística permite evaluar soluciones poco atractivas al comienzo, luego a medida que la temperatura disminuye, siendo este un parámetro la búsqueda tiende a ser más selectiva, de tal manera que la función objetivo arroje una solución óptima. (López-Lezama, 2015).

La búsqueda tabú: Método metaheurístico el cual utiliza una memoria flexible, así como de estrategias especiales para la solución de problemas de optimización combinatoria en donde el proceso de solución se detiene cuando se ha escogido la mejor opción. Si la solución obtenida es producto de un movimiento tabú, se actualiza la mejor solución y este movimiento deja de ser tabú. Esta nueva solución se conoce como criterio de aspiración. Este método se utiliza normalmente para la asignación de máquinas para la programación de la producción, igual este método ha servido para la localización y distribución de plantas. (Marulanda, 2017).

Búsqueda del vecindario variable: Denominada por sus siglas en inglés VNS, comienza desde una solución ya conocida aleatoriamente, de la cual se va explorando, usando un eficiente algoritmo de búsqueda local, si éste encuentra una mejor solución, la búsqueda se mueve hasta ellas y se comenzara una nueva búsqueda en los vecindarios cercanos a esta. (Rodríguez, 2015).

3.8.3.2 Metaheurísticas basadas en población. Las técnicas metaheurísticas basadas en población trabajan con un conjunto de individuos que representan otras tantas soluciones. Su

eficiencia y resultado depende fundamentalmente de la forma con la que se manipula la población en cada iteración. Seguidamente se presenta unas técnicas metaheurísticas basadas en la población, (González, 2008):

Algoritmos evolutivos: Es un grupo de técnicas que se inspiran en la capacidad de la evolución de seres o individuos para adaptarlos a los cambios de su entorno. Cada individuo representa una posible solución. El funcionamiento básico de estos algoritmos es el siguiente: La población se genera de forma aleatoria. Cada individuo de la población tiene asignado un valor de su bondad con respecto al problema considerado, por medio de una función de aptitud, capacidad, adaptabilidad o estado, también denominada con bastante frecuencia por la palabra inglesa “fitness”. El valor de la aptitud de un individuo es la información que el algoritmo utilizar para realizar la búsqueda. La modificación de la población se efectúa mediante la aplicación de tres operadores: selección, recombinación y mutación. En estos algoritmos se pueden distinguir la fase de selección, explotación de buenas soluciones, y la fase de reproducción, búsqueda de nuevas regiones. Se debe de mantener un equilibrio entre estas dos fases. La política de reemplazo permite la aceptación de nuevas soluciones que no necesariamente mejoran las existentes.

Los algoritmos evolutivos se pueden clasificar en las siguientes tres categorías: Programación Evolutiva (PE), Estrategias Evolutivas (EE), y los Algoritmos Genéticos (AG), que constituyen una de las técnicas más conocidas, y que fueron introducidos por Holland.

Búsqueda dispersa: Se basa en mantener un conjunto relativamente pequeño de soluciones, conjunto de referencia, que contiene buenas soluciones y otras soluciones diversas. A los diferentes subconjuntos de soluciones que se forman se les aplica operaciones de recombinación y mejora.

Los sistemas basados en colonia de hormigas: Se inspiran en el comportamiento de las hormigas cuando buscan comida: inicialmente, las hormigas exploran el área cercana al hormiguero de forma aleatoria. Cuando una hormiga encuentra comida, la lleva al hormiguero. En el camino, la hormiga va depositando una sustancia química denominada feromona que guía al resto de hormigas a encontrar la comida. El rastro de feromona sirve a las hormigas para encontrar el camino más corto entre el hormiguero y la comida. Este rastro es simulado mediante un modelo probabilístico.

Métodos híbridos: Los algoritmos híbridos metaheurísticos se basan en la combinación de varios metaheurísticas, con el fin de aprovechar las fortalezas y eliminar las limitaciones individuales, generando métodos de búsqueda más potentes y flexibles. Se pueden distinguir tres formas principales de hibridación, pero la mayoría de los algoritmos híbridos pertenecen a la categoría de hibridación de componente de intercambio, en el que varios componentes y características de solución están compartidos entre dos o más métodos heurísticos y metaheurísticos. (Lina Ximena Morales Celis, 2017).

3.8.4 Algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO). Este algoritmo fue diseñado por Kennedy y Eberhart, quienes se inspiraron en el comportamiento social observado en grupos de pájaros, enjambre de insectos y bancos de peces, de lo cual pudieron definir y asumir los siguiente, (Lima, 2006):

Tal comportamiento social se basa en la transmisión del suceso de cada individuo a los demás individuos del grupo, lo cual resulta en un proceso sinérgico que permite a los individuos satisfacer de la mejor manera posible sus necesidades más inmediatas, tales como la localización de alimentos o de un lugar de cobijo.

La metaheurística PSO ha mostrado ser muy eficiente para resolver problemas de optimización de un sólo objetivo con rápidas tasas de convergencia, haciendo atractiva la idea de su aplicación en la resolución problemas de optimización de múltiples objetivos.

Básicamente, la metaheurística PSO consiste en un algoritmo iterativo basado en una población de individuos denominada enjambre, en la que cada individuo, llamado partícula, se dice que sobrevuela el espacio de decisión en busca de soluciones óptimas.

Así, dado un espacio de decisión N -dimensional, cada partícula i del enjambre conoce su posición actual $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$, la velocidad $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}]$ con la cual ha llegado a dicha posición y la mejor posición $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN}]$ en la que se ha encontrado, denominada mejor personal. Además, todas las partículas conocen la mejor posición encontrada dentro del enjambre $G = [g_1, g_2, \dots, g_N]$, denominada mejor global. Existe otra variante en la que se definen sobre el enjambre subgrupos de partículas, posiblemente solapados, a los que se denominan vecindades, en tal caso las partículas también conocen la mejor posición encontrada dentro de su vecindad $L_i = [l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{iN}]$, a la que se denomina mejor local.

Suponiendo el uso de la información proveniente del mejor global, en cada iteración t del algoritmo PSO, cada componente j de la velocidad y la posición de cada partícula i del enjambre se actualiza conforme a:

Ecu (1).

$$v_{ij}^{t+1} = \omega \times v_{ij}^t + C_1 \times rand() \times (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 \times rand() \times (g_j^t - x_{ij}^t)$$

Ecu (2).

$$x_{ij}^t = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1}$$

Donde ω es el parámetro de inercia que regula el impacto de las velocidades anteriores en la nueva velocidad de la partícula, C_1 es el parámetro cognitivo que indica la influencia máxima de la mejor experiencia individual de la partícula en su nueva velocidad y C_2 es el parámetro social que indica la influencia máxima de la información social en el nuevo valor de velocidad de la partícula. Mientras que, $rand()$ es una función que retorna un número aleatorio en el intervalo $[0, 1]$, mediante el cual se determina la influencia real de las informaciones individual y social en la nueva velocidad para la partícula. La actualización de una partícula se ilustra de manera general en la figura 2.

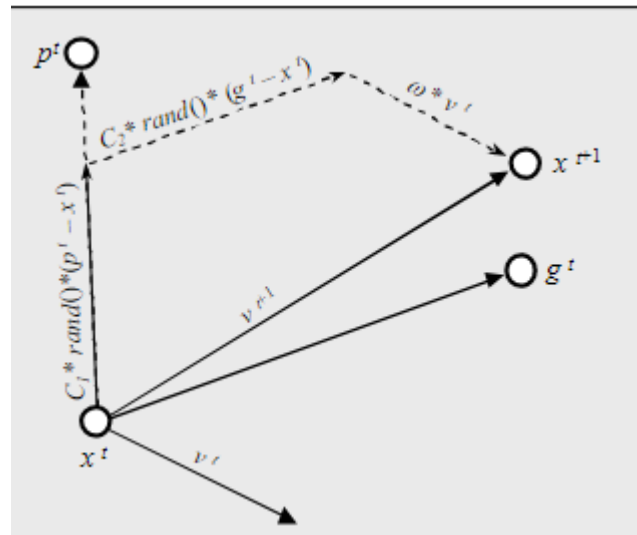


Figura 2. Actualización de una partícula. Adaptado de Optimización de enjambre de partículas aplicada al problema del cajero viajante bi-objetivo. Inteligencia Artificial.

Típicamente a ω se asigna un valor fijo de 0.8 y en otros casos se le asigna un valor inicialmente entre 1 y 1.5 que se hace decrecer durante la ejecución del algoritmo. A los pesos C_1 y C_2

generalmente se les asigna el valor 2. Cuando se opta por utilizar la información local proveniente de las vecindades para actualizar las partículas, de manera a evitar que todas ellas sean influenciadas por una única mejor posición, la ecuación (1) se convierte en:

Ecu (3).

$$v_{ij}^{t+1} = \omega \times v_{ij}^t + C_1 \times rand() \times (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 \times rand() \times (l_j^t - x_{ij}^t)$$

3.8.5 Optimización de enjambre de partículas para problemas multi-objetivos. Para poder adaptar la Optimización De Enjambre De Partículas (PSO) y realizar una optimización multi-objetivo se necesita actualizar las partículas y que cuando esto ocurra el global no sea una solución existente. A continuación, se muestra autores que tratan las aplicaciones metaheurísticas PSO para problemas multi-objetivo, el cual recibe el nombre por la literatura de Optimización de Enjambre de Partículas Multi-Objetivo (MOPSO), (Lima, 2006):

Moore y Chapman (1999): Estos autores proponen un algoritmo MOPSO en el cual se reemplaza el mejor personal de cada partícula por una lista que contiene todas las soluciones no dominadas entre sí que ella ha encontrado. Cada vez que la partícula se mueve a una nueva posición comprueba si la solución correspondiente es no dominada por los elementos de su lista y de serla es agregada a su lista, eliminándose todas las soluciones que resulten dominadas por esta nueva solución. Para su actualización, cada partícula toma como mejor personal a cualquier elemento de su lista y como mejor global a cualquier elemento de su lista no dominado por las soluciones en las listas de las partículas del grupo o de su vecindad.

Ray y Liew (2002): Estos dos autores proponen un algoritmo MOPSO basado en un

Ranking Pareto de los individuos del enjambre. En tal enfoque, se mantiene un conjunto de soluciones llamado Set Of Leaders (SOL), el cual es actualizado conforme al ranking de los individuos del enjambre. Para cada individuo en el conjunto SOL se calcula un radio de crowding en el espacio objetivo cuyo valor estima la cantidad de individuos a su alrededor.

En las actualizaciones, cada partícula selecciona como mejor global a un individuo del conjunto SOL mediante el método de la ruleta, utilizando el radio de crowding de los individuos del conjunto como valor de adaptabilidad. Cada partícula mantiene como mejor personal a la última posición no dominada encontrada, la cual es reemplazada al encontrar una nueva solución que la domina o con la cual resulte no comparable.

Hu y Eberhart (2002): Estos autores proponen conjuntamente un algoritmo MOPSO en el cual cada miembro del enjambre elige como mejor global a una de m partículas previamente seleccionadas del enjambre, donde m es un parámetro propio de este enfoque definido a priori. Para la selección del mejor global para cada partícula se realiza seleccionando las m partículas del enjambre más cercanas en el valor de evaluación de un objetivo especificado para ese efecto. De estas m partículas, aquella con mejor evaluación en los objetivos restantes es seleccionada como mejor global para la partícula en cuestión. Cada partícula mantiene como mejor personal a la última posición no dominada que ha encontrado, la cual es actualizada cada vez que la partícula encuentra una solución que la domina.

Mostaghim y Teich (2003): El trabajo conjunto de estos dos autores propone un algoritmo MOPSO que hace uso de una función llamada sigma para dirigir las partículas hacia las soluciones no dominadas almacenadas en un repositorio global.

La función sigma asocia a cada partícula un vector σ , el cual define una línea gradiente a partir del punto solución de la partícula hacia el origen de coordenadas en el espacio objetivo.

Además, esta función tiene la característica de asignar el mismo vector σ a todas las partículas cuyos vectores solución se encuentren en la misma línea gradiente hacia el origen de coordenadas.

Cada partícula elige como mejor global al elemento del repositorio para el cual la distancia euclidiana entre sus vectores σ sea la menor. Todas las partículas mantienen como mejor personal a la última posición no dominada encontrada, la cual es actualizada cada vez que la partícula encuentra una nueva solución que la domina.

3.8.6 Algoritmo de optimización de enjambre de partículas unificado (UPSO). Según la investigación realizada por la ingeniera industrial Kony García (2015), define que, UPSO es un diseño que tiene en cuenta las variables locales y globales del algoritmo estándar de optimización por enjambre de partículas PSO las cuales son aprovechadas con el fin de que sus características de exploración y explotación sean enlazadas para incrementar así su capacidad de búsqueda del óptimo global. Se ha demostrado que en problemas de tipo multiobjetivos arroja resultados que justifican su superioridad frente a la optimización por enjambre de partículas estándar.

Buscando mejorar la eficiencia del PSO, surgió el UPSO, en el cual se implementa un parámetro global y uno local, así como un parámetro de unificación. Los dos primeros están dados por, (Rodríguez, 2015):

Ecu (4).

$$G_l^{K+1} = X * \{v_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_i^k)\}$$

Ecu (5).

$$l_i^{k+1} = X * \{v_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_{g_i}^k - x_i^k)\}$$

Donde, k denotada el número de la literatura, g es el índice de la mejor partícula, y g_i es el índice de la mejor partícula local. Combinando las ecuaciones (4) y (5) se obtienen las fórmulas de cambio de velocidad y posición respectivamente para el UPSO:

Ecu (6).

$$U_i^{k+1} = uG_i^{k+1} + (1 - u)L_i^{k+1}$$

Ecu (7).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + U_i^{k+1}$$

Donde $u \in [0,1]$ es un parámetro llamado factor de unificación, que determina la influencia de los componentes de las variables locales y globales en la ecuación (6). Para $u = 1$, la ecuación (6) es igual a la variante global, mientras que para $u = 0$, es igual a la variante local. Para valores $[0,1]$, se obtienen variantes compuestas de PSO que combinan las características antes de mencionadas de exploración y explotación de sus variantes.

La implementación de este algoritmo es similar a la del PSO, con diferencia que ahora se establecerán vecindades de partículas del índice de cada una. Es decir, para establecer una

vecindad de, por ejemplo 10 partículas, se ordenan de acuerdo con su índice. Entonces, las partículas de índices $i = 1, 2, 3, \dots, 10$ forman la primera vecindad, las de índice $= 11, 12, 13, \dots, 20$ forman la segunda vecindad y así sucesivamente. Luego, de cada vecindad se tomará la partícula con mejor posición (p_{gi}) y de estas posiciones la que esté más cercano a $F_{obj} = 0$ será la mejor posición global (p_g), para luego aplicar las ecuaciones (6) y (7). El factor de unificación (u) es propio de cada caso bajo estudio y se debe buscar el valor que presente una mejor eficiencia de manera empírica; pues aún no hay herramientas matemáticas que ayuden en su búsqueda.

3.8.7 Optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO). El algoritmo de EPSO se basa en un conjunto de partículas que evolucionan en el espacio de búsqueda tratando de encontrar un óptimo en el mismo. A diferencia de PSO, la evolución no solo se ve en el comportamiento de las partículas sino también en los pesos que afectan al movimiento de estas a medida que se avanza en el espacio de búsqueda. Una de las características más importantes es que es un método auto-adaptativo, que ajusta automáticamente sus parámetros o comportamientos en respuesta a la manera en que progresa la solución del problema.

3.8.8 Computación evolutiva. El término “computación evolutiva” o “algoritmos evolutivos” engloba una serie de técnicas inspiradas en los principios de la teoría Neo-Darwiniana de la evolución natural. En términos generales, para simular el proceso evolutivo en una computadora se requiere, (Quintero, 2016):

- Codificar las estructuras que se replicarán (o sea, una estructura de datos que se utilice para almacenar a un “individuo”).
- Operaciones que afecten a los “individuos” (típicamente, se usa cruce y mutación).

- Una función de aptitud que nos indique qué tan buena es una solución con respecto a las demás.
- Un mecanismo de selección que implemente el principio de “supervivencia del más apto” de la teoría de Darwin.

Aunque hoy en día es cada vez más difícil distinguir las diferencias entre los distintos tipos de algoritmos evolutivos existentes, por razones sobre todo históricas, suele hablarse de tres paradigmas principales:

- Programación Evolutiva
- Estrategias Evolutivas
- Algoritmos Genéticos

Cada uno de estos paradigmas se originó de manera independiente y con motivaciones muy distintas, por lo que procederemos a describir brevemente a cada uno de ellos de forma totalmente independiente.

3.8.8.1 Programación evolutiva. En el año 1960, Lawrence J. Fogel propuso una técnica a la que se le llamo Programación evolutiva, investigación donde se observa la inteligencia como un comportamiento adaptativo. Este tipo de programación se enfatiza en el comportamiento padre e hijo, en vez de emular operadores genéticos específicos. El algoritmo básico de la programación evolutiva es el siguiente, (Quintero, 2016):

- Generar aleatoriamente una población inicial.
- Se aplica mutación.

- Se calcula la aptitud de cada hijo y se usa un proceso de selección mediante torneo (normalmente estocástico) para determinar cuáles serán las soluciones que se retendrán.

La Programación Evolutiva es una abstracción de la evolución al nivel de las especies, por lo que no se requiere el uso de un operador de recombinación. Asimismo, usa selección probabilística.

3.8.8.2 Algoritmo genético. Según la investigación realizada por Manuel Sánchez (2015), define un algoritmo genético (AG) como, una técnica de programación que imita a la evolución biológica como estrategia para resolver problemas. Dado un problema específico a resolver, la entrada del AG es un conjunto de soluciones potenciales a ese problema, codificadas de alguna manera, y una métrica llamada función de aptitud que permite evaluar cuantitativamente a cada candidata. Estas candidatas pueden ser soluciones que ya se sabe que funcionan, con el objetivo de que el AG las mejore, pero se suelen generar aleatoriamente.

Luego el AG evalúa cada candidata de acuerdo con la función de aptitud. En un acervo de candidatas generadas aleatoriamente, por supuesto, la mayoría no funcionará de manera absoluta, y por tanto serán eliminadas. Sin embargo, por puro azar, unas pocas pueden ser prometedoras - pueden mostrar actividad, aunque sólo sea actividad débil e imperfecta- hacia la solución del problema.

Estas candidatas prometedoras se conservan y se les permite reproducirse. Se realizan múltiples copias de ellas, pero las copias no son perfectas; se introducen cambios aleatorios durante el proceso de copia. Luego, esta descendencia digital prosigue con la siguiente generación, formando un nuevo acervo de soluciones candidatas, y son sometidas a una ronda de evaluación de aptitud. Las candidatas que han empeorado o no han mejorado con los cambios en

su código son eliminadas de nuevo; pero, de nuevo, por puro azar, las variaciones aleatorias introducidas en la población pueden haber mejorado a algunos individuos, convirtiéndolos en mejores soluciones del problema, más completas o más eficientes. De nuevo, se seleccionan y copian estos individuos vencedores hacia la siguiente generación con cambios aleatorios, y el proceso se repite. Las expectativas son que la aptitud media de la población se incrementará en cada ronda y, por tanto, repitiendo este proceso cientos o miles de rondas, pueden descubrirse soluciones muy buenas del problema.

4. Formulación del modelo

4.1. Objetivos del modelo

Los objetivos de este modelo matemático son maximizar la satisfacción de la demanda y la equidad, minimizando los costos de asignación de los recursos a cada albergue y almacenamiento en el centro de distribución.

4.2. Formulación matemática del problema

El modelo matemático a utilizar para la asignación de los recursos después de un sismo en la ciudad de Bucaramanga, está basado en modelo presentado por Mohammadi, R., Ghomi, S. F., & Jolai, F. (2016), con las modificaciones debidas, de forma que esté se enfoca en la maximización de la satisfacción de la demanda y minimización de los costos en el problema de logística humanitaria, después de ocurrido un sismo en la ciudad de Bucaramanga. Para la formulación matemática se asume que se cuenta con un único centro de distribución, un número fijo de albergues (72 albergues) y un número fijo de productos (2 productos). Específicamente, considere la siguiente notación:

- J : Número de albergues (72)
- K : Número de productos (2)
- $d_{j,k}$: Demanda esperada para el tipo de producto k por el albergue j
- g_k : Costo unitario de almacenamiento
- $c_{j,k}$: Costo de asignar el producto k al albergue j

- Y_k : Volumen unitario que ocupa el tipo de producto k
- Cap : Capacidad (volumen) del centro de distribución
- B_0 : Presupuesto previo al desastre
- Q_k : Cantidad del tipo de producto k almacenado en el centro de distribución
- $z_{j,k}$: Cantidad del tipo de producto k asignado al albergue j

La función a minimizar se plantea teniendo en cuenta los objetivos descritos anteriormente: se desea maximizar la satisfacción de la demanda, es decir, que la razón $\frac{z_{j,k}}{d_{j,k}}$, sea, en lo posible, 1 .

Esto puede ser planteado como

$$\max_{\bar{z}_{j,k}} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} |\tilde{d}_{j,k} z_{j,k}|^2 = \max_Z \|\tilde{\mathbf{D}}\mathbf{Z}\|_F^2, \quad (8)$$

Donde $\tilde{d}_{j,k} = 1/d_{j,k}$ $\tilde{\mathbf{D}} \in \mathbb{R}^{J \times K}$ es la matriz que contiene como entrada a $\tilde{d}_{j,k}$ y $\|\cdot\|_F^2$ denota la norma Frobenius al cuadrado. Adicionalmente, se desea que el modelo sea equitativo; para esto se tiene en cuenta la literatura en donde puede citar "cuando la satisfacción de la demanda es lo suficientemente alta podemos decir que el modelo es equitativo y asumiendo que la satisfacción es alta si los recursos asignados están cercanos a lo esperado por cada albergue, denotado con la variable $d_{j,k}$ ". Por lo tanto, se propone la siguiente función dual al problema descrito en (8), la cual contempla la equidad:

$$\min_Z \|\mathbf{Z} - \mathbf{D}\|_F^2 \quad (9)$$

Donde $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{J \times K}$ y $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{J \times K}$ son las matrices que contienen como entrada a $z_{j,k}$ y $d_{j,k}$,

respectivamente. Por último, se desea minimizar los costos de asignación de los recursos a cada albergue y de almacenamiento en el centro de distribución, lo cual se puede expresar mediante la función

$$\min_Z \mathbf{Q}^T \mathbf{g} + \|\mathbf{ZC}\|_F^2 \quad (10)$$

Por lo tanto, la formulación matemática del problema de asignación de recursos, de acuerdo a las ecuaciones mencionadas en (9) y (10) es planteado de la siguiente manera en donde a cada ecuación se le asigna un peso L_i y esta queda definida así:

$$\min_Z L_1 * \|\mathbf{Z} - \mathbf{D}\|_F^2 + L_2 * (\mathbf{Q}^T \mathbf{g} + \|\mathbf{ZC}\|_F^2) \quad (11)$$

Donde L_i son pesos de importancia asignados por el decisor.s.t

$$\sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^{K-1} z_{j,k} = \sum_{k=0}^{K-1} Q_k \quad (12)$$

$$z_{j,k} \geq 1 \quad \forall j, k \quad (13)$$

$$\sum_k Y Q \leq cap \quad (14)$$

$$\sum_k Q_k g_k + \sum_j \sum_k C_{j,k} \leq B_0 \quad (15)$$

La ecuación (11), minimiza la insatisfacción de la demanda y representa la equidad en el momento en que la demanda es satisfecha, así como minimiza el costo total de almacenamiento y asignación de recursos a los albergues. La ecuación (12) garantiza que la cantidad de artículos de socorro transferidos a los albergues desde el centro de distribución no exceda el nivel de inventario respectivo. La ecuación (13) hace referencia a que a todo albergue se le debe asignar al menos un producto; la ecuación (14) representa que el nivel de inventario almacenado en el centro de distribución no puede ser mayor a su capacidad de almacenamiento. La ecuación (15) garantiza que los costos posteriores al desastre no excedan los supuestos predefinidos.

El modelo propuesto tiene en cuenta el siguiente propuesto:

- Cada albergue puede recibir todo lo que demande.

4.3 Albergues temporales

Los albergues temporales son espacios para dar protección a las personas que han sido desplazadas de sus lugares de residencia debido una emergencia o están en riesgo de sufrirla; en los albergues se proporciona temporalmente techo, alimentación, vestido y salud a las personas vulnerables, antes durante o después de la ocurrencia de una catástrofe natural. Generalmente están ubicados en escenarios deportivos, parques, escuelas, colegios, salones comunales, entre otros. En estos sitios se construyen tiendas de campaña o viviendas. Este tipo de albergues son los más usados cuando la emergencia se debe a un sismo.

4.3.1 Estimación de la capacidad de los albergues. En las tablas 1,2 y 3 se presentan los nombres de cada uno de los albergues ubicados en la ciudad de Bucaramanga y su capacidad

máxima de personas a albergar después de un terremoto. Esta información se tomó de la tesis de los ingenieros (Andres R. Barrera N., 2016). La estimación de la capacidad de cada albergue se obtuvo a través de los siguientes cálculos. Los albergues se dividen en 3 grupos, colegios, parques y polideportivos.

Colegios: para estimar la cantidad de personas asignadas a cada colegio, se tienen en cuenta los siguientes parámetros:

μ : Número de alumnos matriculados en cada colegio (personas)

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

β : Área mínima en un albergue destinada para una persona ($3.5 m^2$)

δ : Capacidad del albergue (personas)

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

La información del número de alumnos matriculados en cada uno de los colegios fue suministrada por la secretaria de Educación de Bucaramanga. Según la norma técnica colombiana NTC 4595 de 1999, ratificada en 2006, se define los requisitos para construcciones de educación nacional básica y media, asignando un área mínima de $1,65 m^2$ por estudiante.

La Organización Mundial de la salud (OMS) recomienda un área de $3,5 m^2$ para alojamientos de emergencia.

Para hallar el número de personas que pueden ser albergados en cada colegio se debe multiplicar el número de estudiantes matriculados por el área mínima asignada a cada uno de ellos ($1.65 m^2$), hallando así un área aproximada del colegio la cual será dividida en el área

recomendada para alojamientos en caso de emergencia ($3.5 m^2$). A continuación, se halla el número de personas que puede albergar el colegio José celestino mutis

$$\mu: 2128$$

$$\alpha: 1.65 m^2$$

$$\beta: 3.5 m^2$$

$$\delta = \frac{2128 * 1,65}{3,6} = 1003$$

El Colegio José Celestino Mutis puede albergar a 1003 personas

Parques: para cuantificar el número de personas asignadas a los parques candidatos como alberges, se tiene en cuenta los siguientes parámetros

A: Área total del parque

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

β : Área mínima en un albergue destinada para una persona ($3.5 m^2$)

δ : Capacidad del albergue (personas)

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

A continuación de halla el número de personas que puede albergar el parque Cristo Rey

$$A: 6132 \text{ m}^2$$

$$\varphi: 50\%$$

$$\beta: 3.5 \text{ m}^2$$

$$\delta = \frac{6132 - (50\% * 6132)}{3.5} = 876$$

El parque Cristo Rey puede albergar 876 personas.

Polideportivos: para calcular la capacidad de albergar personas se tiene en cuenta los siguientes parámetros.

A: Área total del parque

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

β : Área mínima en un albergue destinada para una persona (3.5 m^2)

δ : Capacidad del albergue (personas)

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

A continuación de halla el número de personas que puede albergar el polideportivo mutis

A: 1803

ε : (40%)

β :(3.5 m²)

$$\delta = \frac{1803 - (40\% * 1803)}{3.5} = 309$$

El polideportivo mutis puede albergar 309 personas.

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

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

Tabla 2. Nombres de albergues y su capacidad máxima (colegios)

Colegios	Capacidad máxima albergados (personas)
Colegio Inem	2442
Colegio José Celestino Mutis	1003
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	403

Continuación tabla 1.

Colegios	Capacidad máxima albergados (personas)
Colegio Militar General Santander	395
Instituto Santa María Goretti	2260
Colegio Aurelio Martínez Mutis	878
Colegio Campo Hermoso	1068
Instituto Club Unión	430
Colegio Santander	258
Colegio Francisco de Paula Santander	258
Institución Educativa las Américas	114
Colegio Bicentenario	524
Colegio Jorge Ardila Duarte	634
Instituto Técnico Nacional de Comercio	1002
Instituto Educativo Camacho Carreño	395
Escuela Normal Superior De Bucaramanga	1912
Instituto Gabriela Mistral De Bucaramanga	382
Instituto Gustavo Cote Uribe	97
Instituto La Libertad	484
Instituto Técnico Rafael Herrero	1336
Institución Educativa Maiporé	1262
Instituto Educativo Nuestra Señora del Pilar	1033
Colegio del Oriente Miraflores	395
Institución educativa Promoción Social del Norte	686
Institución Educativa Liceo Patria	611
Instituto San José de la Salle	588
Instituto Técnico Dámaso Zapata	726
Institución Educativa Politécnico	973

Continuación tabla 1.

Colegios	Capacidad máxima albergados (personas)
Colegio Técnico Empresarial José María Estévez	245
Colegio Gimnasio Superior	236
Colegio Salesiano	427
Colegio Nuestra Señora de Fátima	301
Instituto Educativo Comuneros	336
Colegio Sagrado Corazón de Jesús	120
Colegio Virrey Solís	78
Colegio De la Santísima Trinidad	101
Colegio Psicopedagógico Carls Roger	60
Colegio Americano	94
Colegio San Sebastián	588
Colegio Incades	408
Colegio Metropolitano Real de Minas	387
Colegio Bilingüe Divino Niño	698
Colegio La Consolata	409
Colegio San Pedro Claver	219
Colegio Caldas	425
Colegio Federico Ozama	647
Concentración Provenza	87
Instituto La Salle	652

Nota: Colegios utilizados como albergues. Adaptado de tesis “un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga”. Universidad industrial de Santander; 2016.

Tabla 3. Nombres de albergues y su capacidad máxima (parques)

Parques	Capacidad máxima albergados (personas)
Parque Cristo Rey	876
Parque San Francisco	711
Parque Mejoras Publicas	444
Parque Las Palmas	504
Parque San Pio	1429
Parque Centenario	99
Parque Antonia Santos	617
Parque Santander	421
Parque Simón Bolívar	125
Parque Las cigarras	1486
Parque García Rovira	130
Parque Romero	427
Parque Álvarez	235
Parque de los Niños	1456
Parque de las Estatuas	336
Parque de los Leones	191
Parque Provenza	250

Nota: Parques utilizados como albergues. Adaptado de tesis “un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga”. Universidad industrial de Santander; 2016.

Tabla 4. Nombres de albergues y su capacidad máxima (polideportivos)

Polideportivos	Capacidad máxima albergados (personas)
Polideportivo Mutis	309
Polideportivo Campo Hermoso	1026
Polideportivo Los Naranjos	782
Polideportivo Kennedy	739
Polideportivo del Norte	823
Polideportivo La Marte	354
Velódromo Alfonso Flórez	752

Nota: Polideportivos utilizados como albergues. Adaptado de tesis “un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga”. Universidad industrial de Santander; 2016.

4.3.2 Estudio de la Demanda. Para realizar el estudio de la demanda se tomaran los datos hallados anteriormente con el fin de establecer la cantidad de productos necesarios para asignar y abastecer equitativamente los albergues y maximizar la satisfacción. Teniendo en cuenta esto, en este ítem se presenta cómo se halla la demanda media de los productos para los albergues que prestan el servicio de ayuda.

Los valores necesarios para hallar la demanda media de los albergues son los siguientes: % real de albergados, capacidad máxima de albergados, cantidad de personas beneficiadas por kit, cantidad de kit demandados por los albergues, consumo de agua por persona en litros por semana y la cantidad de agua demandada en litros por semana, continuamente a esto se explicará cómo se obtuvieron y por qué son necesarios.

En los albergues mencionados se aplicó el supuesto: cuando una catástrofe sísmica suceda, estos no van a estar llenos al 100% de su capacidad, dado que en situaciones como está no toda la ciudad (edificios, casas) va a quedar en ruina total; es por esta razón que se toma un porcentaje del treinta por ciento (30%) para el **% real de albergados** de Todos los albergues con el cual se pretende que en el momento de un suceso natural (sismo), las personas que lleguen a estos lugares donde se presta la atención rápida de salud o entrega de recursos, sea más cercana a la realidad.

Para hallar el **N° real de albergados** se toma el valor de *capacidad máxima de albergados*, se multiplica por el **% real de albergados** de esta manera se pretende hallar un valor promedio más cercano a la realidad de las personas que se acercarán a estos sitios luego de un sismo.

$$\mathbf{N^{\circ} \text{ real de albergados} = Cap. max. de albergados * \% \text{ real de albergados}}$$

El valor estipulado “**cantidad de personas beneficiadas por kit**” se obtuvo de la investigación de proyecto de grado de los ingenieros Andrés R. Barrera y Angie P. Hernández (2016) en el cual ellos estipulan que “cada kit alcanza en promedio para 5 personas”, este kit tiene la capacidad de abastecer al grupo de personas por una semana (siete días); es por esto que se adopta en esta investigación que se le asignara kits a los albergues en grupos de 5 personas.

Por lo anterior mencionado se permite hallar la **cantidad de kit demandados por los albergues**, dividiendo **N° real de albergados** sobre **cantidad de personas beneficiadas por kit** respectivamente para cada albergue de esta forma se sabrá cuál es la demanda promedio de los kits en cada albergue cercana a una realidad luego de acontecido un desastre sísmico.

$$\text{Cant. kit deman.} = \frac{N^{\circ} \text{ real de albergados}}{\text{grupo de personas para asignar kit de supervivencia}}$$

El *consumo de agua por persona en litros por semana* según publicación del periodista Javier Flores (2015) quien cometa que “La cantidad varía esencialmente en función de la edad y el sexo. Por ejemplo, según los datos proporcionados durante el III congreso Nacional de Hidratación, los niños de entre 9 y 13 años deben consumir unos 2,1 litros diarios, mientras que las niñas deben tomar, al menos unos 1,9 litros. En el caso de los adultos la cantidad también varía según el sexo. Mientras que las mujeres deben tomar alrededor de 2 litros diarios, en el caso de los hombres esta cantidad aumenta hasta los 2,5 litros.” Dado que se presentan variaciones en el consumo de agua en las personas, se adopta en esta investigación el número mayor de litros de agua necesarios, es decir 2,5 L/día. por persona, pero este dato no es suficiente dado que se quiere asignar agua para una semana a cada persona, es por esto que los 2,5 L. son multiplicados por los 7 días de la semana, arrojando el consumo semanal de agua por persona siendo este de 17,5 L/semana.

Por consiguiente, para hallar la *cantidad de agua demandada en litros por semana* es necesario multiplicar *N° real de albergados* por *consumo agua por persona en litros por semana*, de esta manera obteniendo el promedio de litros de agua demandada por cada albergue.

$$\text{Cant. de Agua Dem.} = N^{\circ} \text{ real de albergados} * \text{consumo agua por persona}$$

A continuación, se presenta un breve ejemplo de cómo aplicar las anteriores fórmulas para los albergues, en este caso se tomó el colegio Jose Celestino Mutis; en el apéndice A se encuentran los cálculos correspondientes a cada colegio utilizado como albergue.

Cap. Max. de albergados = 1003 personas

% real de albergados = 30%

Grupos de personas para asignar kit de supervivencia = 5 personas

Consumo agua por persona litros/semana = 17,5 Litros

$$\mathbf{N^{\circ} \text{ real de albergados} = \text{Cap. max. de albergados} * \% \text{ real de albergados}}$$

$$N^{\circ} \text{ real de albergados} = 1003 * 30\%$$

$$N^{\circ} \text{ real de albergados} = 301 \text{ personas}$$

$$\mathbf{Cant. \text{ kit deman.} = \frac{N^{\circ} \text{ real de albergados}}{\text{grupo de personas para asignar kit de supervivencia}}}$$

$$Cant. \text{ kit deman.} = \frac{301}{5}$$

$$Cant. \text{ kit deman.} = 61 \text{ Kits}$$

$$\mathbf{Cant. \text{ de Agua dema.} = N^{\circ} \text{ real de albergados} * \text{consumo agua por persona}}$$

$$Cant. \text{ de Agua deman.} = 301 * 17,5$$

$$Cant. \text{ de Agua dema.} = 5.267 \text{ Litros}$$

Tabla 5. Demanda media de recursos para los albergues (colegios)

Colegios	Cantidad de kit demandados por los albergues	Cantidad de agua demandada (litros/semana)
Colegio Inem	147	12821
Colegio Jose Celestino Mutis	61	5267
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	25	2117
Colegio Militar General Santander	24	2075
Instituto Santa Maria Goretti	136	11866
Colegio Aurelio Martinez Mutis	53	4609
Colegio Campo Hermoso	65	5606
Instituto Club Union	26	2258
Colegio Santander	16	1354
Colegio Francisco de Paula Santander	16	1354
Institución Educativa las Americas	7	599
Colegio Bicentenario	32	2753
Colegio Jorge Ardila Duarte	39	3329
Instituto Tecnico Nacional de Comercio	61	5260
Instituto Tecnico Rafael Herrero	81	7015
Institucion Educativa Maiporé	76	6626
Instituto Educativo Nuestra Señora del Pilar	62	5423
Colegio del Oriente Miraflores	24	2075
Institución educativa Promoción Social del Norte	42	3602
Institución Educativa Liceo Patria	37	3208
Instituto San Jose de la Salle	36	3087
Instituto Tecnico DamaSO Zapata	44	3812
Institución Educativa Politecnico	59	5109

Continuación tabla 5

Colegios	Cantidad de kit demandados por los albergues	Cantidad de agua demandada (litros/semana)
Colegio Tecnico Empresarial Jose Maria Estevez	15	1287
Colegio Gimnasio Superior	15	1240
Colegio Salesiano	26	2243
Colegio Nuestra Señora del Fatima	19	1580
Instituto Educativo Comuneros	21	1765
Colegio Sagrado Corazon de Jesus	8	632
Colegio Virrey Solis	5	409
Colegio De la Santisima Trinidad	7	530
Colegio Psicopedagogico Carls Roger	4	315
Colegio Americano	6	493
Colegio San Sebastian	36	3087
Colegio Incades	25	2141
Colegio Metropolitano Real de Minas	24	2032
Colegio Bilingüe Divino Niño	42	3666
Colegio La Consolata	25	2149
Colegio San Pedro Claver	14	1151
Colegio Caldas	26	2233
Colegio Federico Ozama	39	3396
Concentración Provenza	6	458
Instituto La Salle	40	3423

En el apéndice B se encuentran los cálculos correspondientes a cada parque utilizado como albergue.

Tabla 6. Demanda media de recursos para los albergues (parques)

Parques	Cantidad de kit demandados por los albergues	Cantidad de agua demandada (litros/semana)
Parque Cristo Rey	53	4599
Parque San Francisco	43	3733
Parque Mejoras Publicas	27	2331
Parque Las Palmas	31	2646
Parque San Pio	86	7503
Parque Centenario	6	520
Parque Antonia Santos	38	3240
Parque Santander	26	2211
Parque Simon Bolivar	8	657
Parque Las cigarras	90	7802
Parque Garcia Rovira	8	683
Parque Romero	26	2242
Parque Alvarez	15	1234
Parque de los Niños	88	7644
Parque de las Estatuas	21	1764
Parque de los Leones	12	1003
Parque Provenza	15	1313

En el apéndice C se encuentran los cálculos correspondientes a cada parque utilizado como albergue.

Tabla 7. Demanda media de recursos para los albergues (polideportivos)

Polideportivos	Cantidad de kit demandados por los albergues	Cantidad de agua demandada (litros/semana)
Polideportivo Mutis	19	1623
Polideportivo Campo Hermoso	62	5387
Polideportivo Los Naranjos	47	4106
Polideportivo Keneddy	45	3880
Polideportivo del Norte	50	4321
Polideportivo La Marte	22	1859
Velodromo Alfonso Florez	46	3949

Seguidamente con estos valores hallados para los kits y litros de agua se calcula para cada uno de estos la media y la desviación estándar; con dichos datos se simula la demanda estocástica para cada albergue la cual tiene una distribución normal; esta simulación se encuentra en el apéndice D para los kits y en el apéndice E para los litros de agua.

A continuación se muestra la gráfica de distribución normal para la demanda estocástica de los kits demandados por cada albergue generada en una simulación.

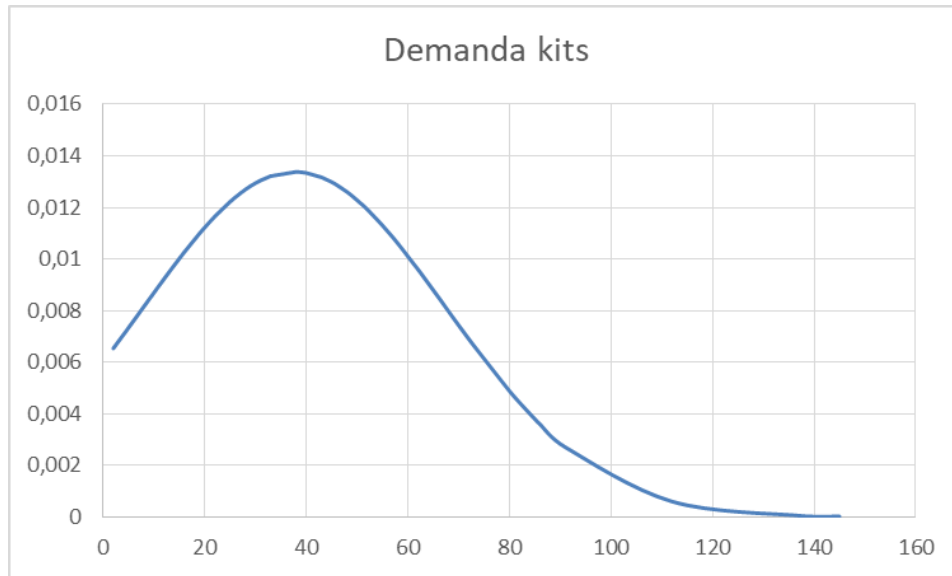


Figura 3. Grafica demanda normal kits.

Seguidamente se muestra la gráfica de distribución normal para la demanda estocástica de los litros de agua demandados por cada albergue generada en una simulación.

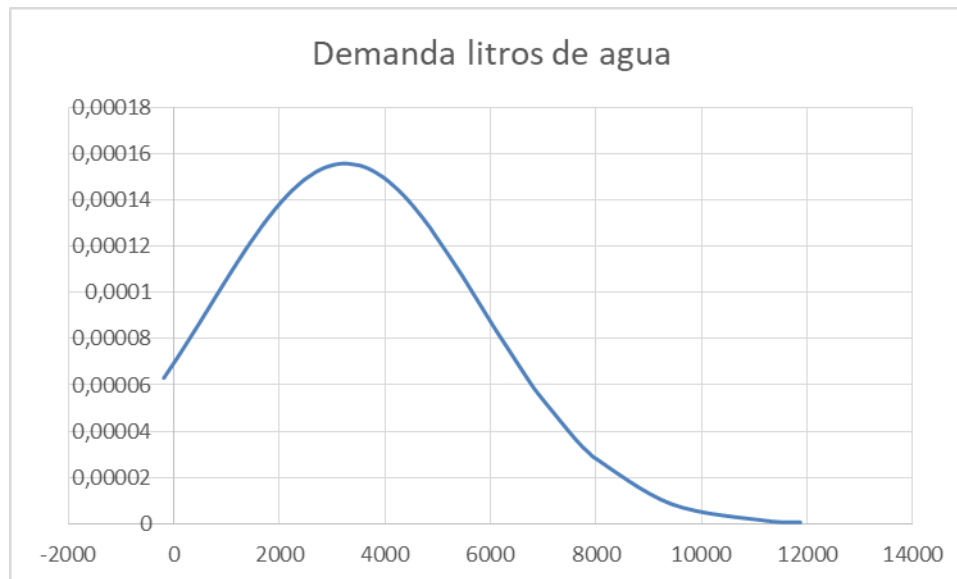


Figura 4. Grafica demanda normal litros de agua.

5. Optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO)

Es un algoritmo de optimización meta-heurístico el cual se caracteriza por combinar los planteamientos de los algoritmos Estrategias Evolutivas (EE) y Optimización de Enjambre de Partículas (PSO). Por lo tanto, EPSO está inspirada en la biología de la evolución de las especies mediante una selección Darwinística y los comportamientos de distintos grupos de especies animales, donde trata de imitar el movimiento colectivo o social de bandadas de aves, cardúmenes de peces o enjambres de abejas con un conjunto de partículas que evoluciona en el espacio de búsqueda motivado por tres factores: inercia, memoria y cooperación.

El mecanismo del algoritmo EPSO se puede describir de la siguiente manera: para una iteración dada existe un conjunto de soluciones o alternativas denominadas agentes que al igual que en PSO cada uno de estos compuestos de los siguientes atributos.

- Un vector que almacena la posición actual (localización) de la partícula i en el espacio de búsqueda
- Un vector que almacena la posición de la mejor solución encontrada por la partícula i hasta el momento.
- Un vector que almacena la posición de la mejor solución encontrada por el enjambre hasta el momento.
- Un vector que almacena el gradiente (dirección) según el cual se moverá la partícula.
- Almacena el valor de adecuación de la solución actual (vector x_i).
- Almacena el valor de adecuación de la mejor solución local encontrada hasta el momento.
- Almacena el valor de adecuación de la mejor solución global encontrada hasta el

momento.

Cada partícula está definida por una posición en el espacio de búsqueda y una velocidad (v_i). En un momento dado, hay al menos una partícula que tiene la mejor posición en el espacio de búsqueda. La población de las partículas reconoce tal posición ($gBest$), entonces las partículas tienden a moverse en esa dirección, además cada partícula está atraída a su mejor posición anterior ($pBest_i$). Las partículas se reproducen y evolucionan a lo largo de un número de generaciones según los siguientes pasos.

- Replicación: cada partícula es replicada un número de r veces, dando lugar a nuevas partículas iguales.

- Mutación: los parámetros estratégicos (w) que afectan el movimiento de las partículas son mutados.

- Reproducción: de cada partícula se genera un sucesor según la regla de movimiento de la partícula.

- Evaluación: cada sucesor será evaluado con una función objetivo.

- Selección: por un torneo estocástico u otro proceso de selección, las mejores partículas sobreviven para formar una nueva generación.

La regla de movimiento de las partículas (de una iteración k a la iteración $k+1$) es la siguiente:

$$S_i^{k+1} = S_i^k + V_i^{k+1} \quad (16)$$

$$V_i^{k+1} = W_{i0}^* V_i^k + W_{i1}^* (pbest_i - S_i^k) + W_{i2}^* (gbest^* - S_i^k) \quad (17)$$

En la ecuación (17) el símbolo * significa que esos parámetros presentaran una evolución producto del proceso de mutación. En cuanto a los pesos (W) la regla de mutación es:

$$W_{ik}^* = W_{ik} + \tau N(0,1) \quad (18)$$

Donde τ es el parámetro de aprendizaje, fijado externamente, el cual controla la amplitud de las mutaciones, $N(0,1)$ es una variable aleatoria con distribución de Gauss (media 0 y varianza 1) y W_{ik} varía a media que progresa el algoritmo de la siguiente manera:

$$W_{ik} = W_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} * iter \quad (19)$$

Además, la mejor solución global es mutada de la siguiente manera.

$$gbest^* = gbest + W_{i3}^* N(0,1) \quad (20)$$

Donde W_{i3}^* también es un parámetro de aprendizaje y este suele llamársele también el cuarto parámetro estratégico. Éste controla la amplitud del vecindario de $gbest$ donde es más probable encontrar la mejor solución global o al menos una mejor solución que el $gbest$ actual. El peso W_{i3}^* también es mutado acorde a la regla de mutación general descrita anteriormente.

La estructura de las ecuaciones (16) y (17) son muy parecidas a la regla de movimiento de PSO, pero con respecto a EPSO no solo se ve en el comportamiento evolutivo de las partículas, sino también en los pesos que afectan al movimiento de éstas a medida que se avanza en el espacio de búsqueda, es decir, los parámetros de ponderación c_i en PSO que se definían

como $c_1=c_2=2$,

En EPSO son remplazados por W_{ik}^* mutación de W_{ik} que se caracteriza no por ser constantes sino por su carácter auto-adaptivos, permitiendo ajustar automáticamente sus parámetros o comportamientos en respuesta a la manera en que progresa la solución del problema. EPSO contiene dos mecanismos (evolutivo y auto-adaptivo) actuando en secuencia, cada uno con su propia probabilidad de producir no solo mejores individuos, sino también un promedio grupal mejor. La evolución permite que en cada recombinación se induzca un movimiento en dirección al óptimo, entonces, la selección que actúa sobre una generación que es en promedio mejor que la precedente, produce una nueva generación que será mejor que la primera generación de partículas. Que sea auto-adaptivo suma otro interés al método, esta evita en gran medida la necesidad de un ajuste fino de los parámetros iniciales del algoritmo, porque se espera que el procedimiento aprenda (en el sentido evolutivo) las características del espacio de búsqueda y corrija (autoajuste) los pesos en orden a generar una adecuada tasa de progreso hacia el óptimo. Esta característica da robustez al modelo. Esto significa, que independientemente de los valores iniciales, el algoritmo converge al óptimo o un resultado próximo.

EPSO se mueve de forma similar que PSO mediante la suma de los vectores de inercia, memoria y cooperación como se muestra a continuación de la figura 3, cada uno de estos vectores en EPSO es ponderado de una forma evolutiva y auto-adaptativa.

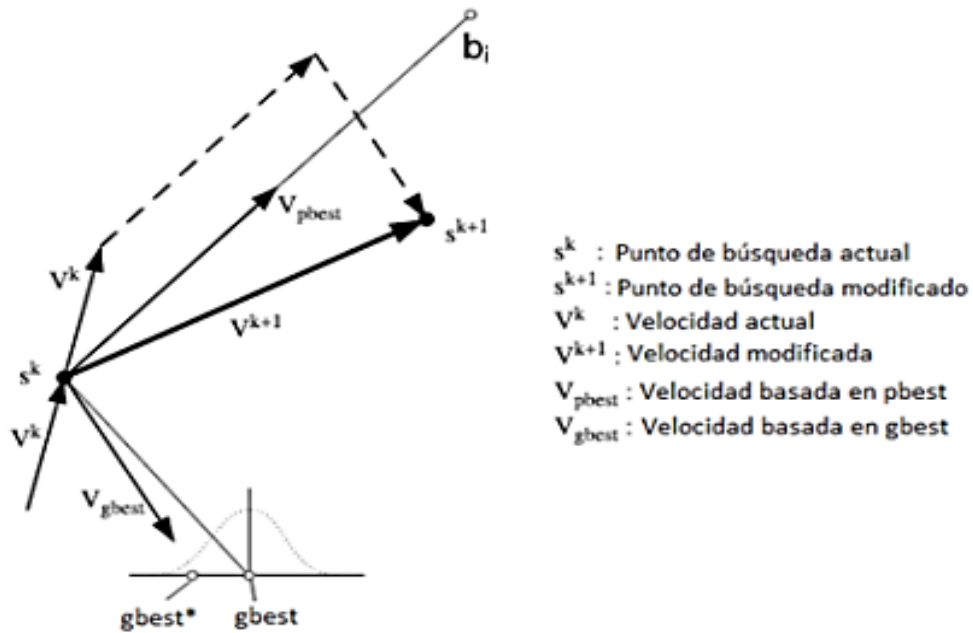


Figura 5. Concepto de la modificación de un punto de la búsqueda en EPSO. Adaptado de Expansión óptima del sistema de transporte implementando EPSO. In VII Latin American Congress on Electricity Generation & Transmission.

6. Solución al problema de asignación de recursos usando de la optimización evolutiva por enjambre de partículas (EPSO)

La motivación de emplear EPSO es la buena calidad de las soluciones que se obtienen respecto a otros métodos Meta-heurísticos. EPSO muestra superioridad frente al algoritmo clásico PSO en varios problemas de optimización.

Para solucionar el problema de optimización planteado en las ecuaciones (11), (12) y (13), se adaptará el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO) para ser utilizado en un espacio solución discreto, puesto que se desea asignar cantidades discretas de recursos en los albergues. Adicionalmente, se agregará un componente evolutivo al algoritmo PSO la cual permita una mayor velocidad de convergencia. Para aplicar este algoritmo, se representa el problema de optimización descrito en las ecuaciones (11), (12) y (13). de manera vectorial para poder aplicar el algoritmo de PSO:

$$\min_z f(z) = L_1 * (\|z - d\|_2)^2 + L_2 * (q^T g + \|z^T c\|_2^2) \quad (21)$$

s.t

$$\sum_{i=0}^{JK-1} z_i = Q \quad (22)$$

$$z_{j,k} \geq 1 \quad \forall j, k \quad (23)$$

6.1 Representación de la partícula

Debido a que el espacio solución del algoritmo PSO es de variable continua, se debe hacer una adaptación para obtener soluciones discretas, que es lo deseable al asignar cantidades discretas de recursos. Esta representación está basada en el artículo (Yue-Jiao Gong, 2012). En esta representación, la posición de una partícula p ($p = 0, 1, \dots, P$) está definida como un par de puntos en el espacio problema de la siguiente manera

$$X_p = (x_p, y_p) = (x_p^0, x_p^1, \dots, x_p^{j-1}, y_p^0, y_p^1, \dots, y_p^{j-1}) \quad (24)$$

Donde $x_p = (x_p^0, \dots, x_p^{j-1})$ y $y_p = (y_p^0, \dots, y_p^{j-1})$ son vectores tipo flotante los cuales siguen las siguientes ecuaciones

$$g(x_p) = \sum_{j=0}^{j-1} x_p^j \leq Q \quad (25)$$

$$g(y_p) = \sum_{j=0}^{j-1} y_p^j \geq Q \quad (26)$$

Donde $\tilde{j} = JK$ y $p = 0, \dots, P$ representa el número de partículas. Esa de notar que la dimensionalidad del espacio de búsqueda es dos veces el del espacio problema.

6.2 Evaluación

En el proceso de evaluación, $z_p = (z_p^0, z_p^1, \dots, z_p^{j-1})$, el punto de intersección del hyperplano y la línea que unen x_p y y_p de la partícula p, está compuesta por

$$z_p^j = \frac{(Q - \sum_{j^t=0}^{j-1} y_p^{j^t} + y_p^j)x_p^j - (Q - \sum_{j^t=0}^{j-1} x_p^{j^t} + x_p^j)y_p^j}{\sum_{j^t=0}^{j-1} x_p^{j^t} - \sum_{j^t=0}^{j-1} y_p^{j^t}} \quad (27)$$

de esta manera cada posición de la partícula $X_p = (x_p, y_p)$ en el espacio de búsqueda PSO representa un único vector z_p en el espacio problema, el cual satisface la restricción en Ecuación (22):

$$g(z_p) = \sum_{j=0}^{j-1} z_p^{j^t} = Q \quad (28)$$

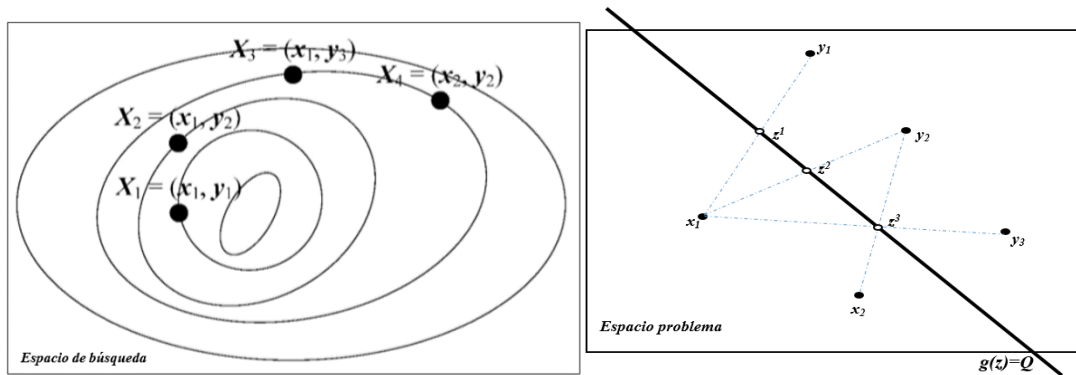


Figura 6. Transformación del espacio de búsqueda al espacio de problema. Adaptada de An efficient resource allocation scheme using particle swarm optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation

Note que el vector \mathbf{z}_p puede contener valores reales. En nuestro caso, es necesario transformar \mathbf{z}_p en un vector entero $\hat{\mathbf{z}}_p$ de la siguiente forma

$$\hat{z}_p^j = \left\{ \begin{array}{l} \lfloor z_p^j \rfloor + 1, \text{ if } j \leq Q - \sum_{j^t=0}^{j-1} \lfloor z_p^{j^t} \rfloor \\ \lfloor z_p^j \rfloor, \text{ en otro caso} \end{array} \right. \quad j = 0, \dots, \tilde{j} - 1 \quad (29)$$

Las anteriores operaciones descritas en las Ec. (27) y (29) son aplicadas con el objetivo de decodificar la posición \mathbf{X}_p de la partícula p. Luego, el resultado obtenido es utilizado para evaluar la función $f(\hat{\mathbf{z}})$ (valor fitness) descrita en la Ec. (21).

6.3 Inicialización

En la inicialización del algoritmo, los parámetros B_0 y cap se generan de manera aleatoria y los demás parámetros (Q , g y Y) se simulan en base a estos, teniendo en cuenta las restricciones (14) y (15)

$$\sum_k Y Q \leq cap \quad (14)$$

$$\sum_k Q_k g_k + \sum_j \sum_k C_{j,k} \leq B_0 \quad (15)$$

Adicionalmente, la velocidad y posición de las partículas se generan aleatoriamente. Para escoger la posición de cada partícula p, se generan aleatoriamente vectores \mathbf{x}_p y \mathbf{y}_p de manera que se satisfagan las ecuaciones (25), (26) y adicionalmente, cada componente x_p^j y y_p^j debe

ser mayor que 0 para satisfacer la restricción (13) de asignar al menos una cantidad mínima de recursos a cada albergue.

Para obtener los vectores a utilizar en el algoritmo, se generan aleatoriamente en 10 ocasiones y se toma la media.

En cuanto al vector de la demanda se generan teniendo en cuenta la demanda media obtenida para la cantidad de kits y la cantidad de litros de agua en la sección 4.3.2. los cuales fueron calculados a partir de la capacidad máxima que tiene cada albergue; con dichos datos se calcula la desviación estándar para posteriormente hacer diez simulaciones con el rango mínimo y máximo y finalmente se realiza un promedio de dichas simulaciones las cuales serían el vector $d_{j,k}$ para seguidamente entrar al código y generar la solución.

6.4 PSO con componente evolutivo (EPSO)

La idea detrás de EPSO es proporcionar un esquema de PSO con un procedimiento de selección explícito y con propiedades de autoadaptación para sus parámetros. En una iteración dada, considere un conjunto de soluciones o alternativas que seguiremos llamando partículas. El esquema general de EPSO es el siguiente:

1. Replicación: cada partícula es replicada R veces
2. Mutación: cada partícula tiene sus pesos mutados
3. Reproducción: cada partícula mutada genera una descendencia según la regla de movimiento de partículas
4. Evaluación: cada descendiente tiene su fitness evaluado
5. Selección: mediante una selección estocástica las mejores partículas sobreviven para

formar una nueva generación.

La regla de movimiento en EPSO es la siguiente: dada una partícula \mathbf{X}_p^k , la actualización de su posición y velocidad están dados por:

$$\mathbf{X}_p^{k+1} = \mathbf{X}_p^k + \mathbf{V}_p^{k+1} \quad (30)$$

$$\mathbf{V}_p^{k+1} = \mathbf{w}_{p,0}^* \mathbf{V}_p^k + \mathbf{w}_{p,1}^* (pbest_p - \mathbf{X}_p^k) + \mathbf{w}_{p,2}^* (pbest^* - \mathbf{X}_p^k) \quad (31)$$

Como se observa, al igual que en PSO, la regla de movimiento sigue estando en términos de inercia ($\mathbf{w}_{p,0}$), memoria ($\mathbf{w}_{p,1}$) y cooperación ($\mathbf{w}_{p,2}$). Sin embargo, dichos pesos son mutados de la siguiente manera

$$\mathbf{w}_{p,k}^* = \mathbf{w}_{p,k} + \tau N(0,1) \quad (32)$$

Donde $N(0,1)$ es una variable aleatoria la cual sigue una distribución Gaussiana con media 0 y varianza 1. Similarmente, $gbest$ es perturbado de manera aleatoria:

$$gbest^* = gbest + \tau' N(0,1) \quad (33)$$

Donde τ, τ' son parámetros de aprendizaje.

6.5 Algoritmo

Note que solo se discretiza para obtener el valor fitness. La actualización de la velocidad y posición de la partícula sigue siendo en el espacio de búsqueda PSO

Durante la actualización, es posible que se generen puntos infactibles que violen (25) y (26). En este caso, el pbest de esta partícula no será evaluada de manera que las posiciones infactibles nunca guíen la búsqueda.

6.5.1 Diagrama de flujo

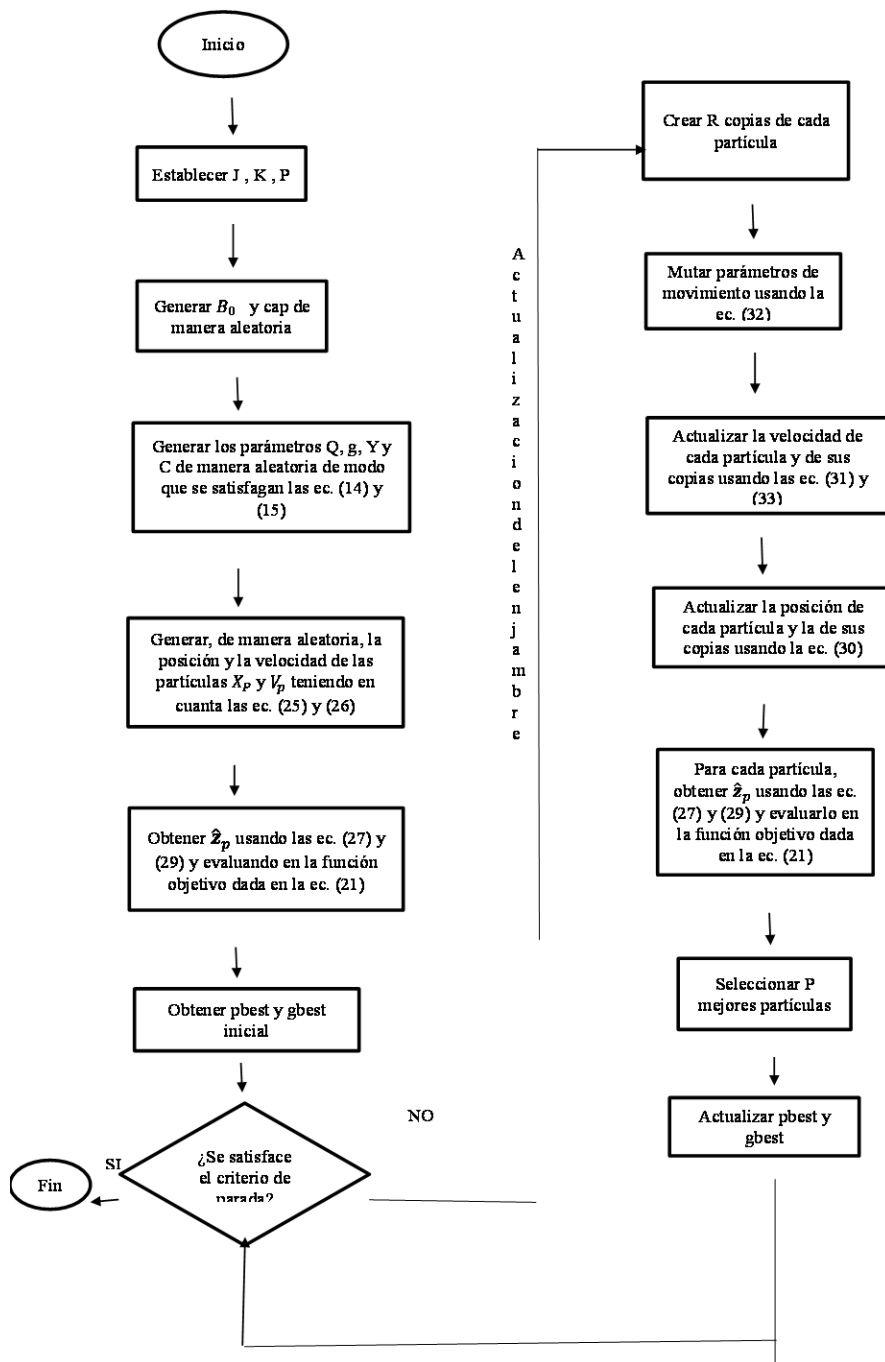


Figura 7. Diagrama de flujo

7. Resultados computacionales

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo principal la asignación de recursos a los albergues después de un sismo en la ciudad de Bucaramanga. Para darle solución a dicho problema se utilizó el lenguaje de programación Python 2 “es un lenguaje de programación poderoso y fácil de aprender. Cuenta con estructuras de datos eficientes y de alto nivel y un enfoque simple pero efectivo a la programación orientada a objetos. La elegante sintaxis de Python y su tipado dinámico, junto con su naturaleza interpretada, hacen de éste un lenguaje ideal para scripting y desarrollo rápido de aplicaciones en diversas áreas y sobre la mayoría de las plataformas” (Rossum, 2009), la codificación del algoritmo se presenta en el apéndice D.

Inicialmente se establece los parámetros globales los cuales hacen referencia a la cantidad de albergues y productos a asignar.

```
In [3]: # Numero de albergues
        J = 72
        # Numero de productos
        K = 2
```

Figura 8. Parámetros globales. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

Basándonos en la simulación de demanda estocástica realizadas en los (apéndices D y E), en donde se muestra como se generan los datos correspondientes a los Kits de ayuda y litros de agua a asignar, hallándose de la siguiente manera: se calcula la demanda como se muestra en las tablas 4, 5 y 6, a partir de estos datos se calcula la media y la desviación; obtenida la desviación esta es tomada para hacer variar la demanda de cada albergue por encima y por debajo de este modo que cada albergue cuenta con un rango en donde se simula la demanda estocástica.

A continuación en la figura 8 se observa la capacidad de kits y de litros de agua para cada albergue los cuales fueron tomados de las tablas 4, 5 y 6 codificada en el código, esta permitirá generara la demanda estocástica.

```
In [4]: #Capacidad Kits por albergue
CapD1 = np.array( [147,61,25,24,136,53,65,26,16,16,7,32,39,61,24,115,23,6,30,81,76,62,
24,42,37,36,44,59,15,15,26,19,21,8,5,7,4,6,36,25,24,42,25,14,26,39,6,40,53,43,27,31,
86,6,38,26,8,90,8,26,15,88,21,12,15,19,62,47,45,50,22,46] )

#Capacidad Litros de Agua por albergue
CapD2 = np.array( [12821,5267,2117,2075,11866,4609,5606,2258,1354,1354,599,2753,3329,5260,2075,10039,
2005,510,2542,7015,6626,5423,2075,3602,3208,3087,3812,5109,1287,1240,2243,1580,
1765,632,409,530,315,493,3087,2141,2032,3666,2149,1151,2233,3396,458,3424,4599,
3733,2331,2646,7503,520,3240,2211,657,7802,683,2242,1234,7644,1764,1003,1313,1623,5387,4106,3880,
4321,1859,3949] )

#nameAlbergues = getListaAlbergues()
#table = BeautifulTable()
#table.column_headers = ["Albergues", "Capacidad Kits", "Capacidad Litros de Agua"]
#for i,al in enumerate(nameAlbergues):
#    table.append_row([al, CapD1[i], CapD2[i]])
#
#print(table)
```

Figura 9. Capacidad kits y litros de agua por albergue. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

Con los datos de la capacidad para los kits se generó la demanda media y la desviación estándar; como se mencionó anteriormente se crea un aleatorio para cada albergue con la desviación hallada simulando la demanda estocástica, en la figura 9 se puede observar cómo fue codificada.

```

In [5]: # Media para los kits = 36.36111111
# Desviación estandar para los kits = 29.32258589

mediaD1 = 36.86111111
desvD1 = 29.28751419

#Generacion de los datos
nexp = 1000 # numero de experimentos para generar datos
D1 = np.zeros(J)
for exp in range(nexp): #se toma la media de 100 experimentos
    #D1 += np.floor(np.abs(np.random.normal(mediaD1,desvD1,J))+1)
    for i1 in range(J):
        D1[i1] += np.random.randint(CapD1[i1]-desvD1,CapD1[i1]+desvD1)

D1 = D1 / nexp #media
D1 = np.floor(D1)

```

Figura 10. Demanda de los kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

De la misma manera como se realizó para los kits se hizo para los litros de agua y se observa en la figura 10.

```

In [6]: mediaD2 = 3178.833333
desvD2 = 2562.5753

#Generacion de los datos
D2 = np.zeros(J)
for exp in range(nexp): #se toma la media de 100 experimentos
    for i2 in range(J):
        D2[i2] += np.random.randint(CapD2[i2]-desvD2,CapD2[i2]+desvD2)

D2 = D2 / nexp #media
D2 = np.floor(D2)

```

Figura 11. Demanda de los litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se muestra una instancia de la demanda estocástica generada por algoritmo.

Tabla 8. Demanda generada por el algoritmo

Albergues	Kits demandados	Litros de agua demandados
Colegio Inem	146	12838
Colegio Jose Celestino Mutis	58	5261
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	24	2117
Colegio Militar General Santander	23	2092
Instituto Santa Maria Goretti	134	11879
Colegio Aurelio Martinez Mutis	51	4621
Colegio Campo Hermoso	63	5591
Instituto Club Union	25	2281
Colegio Santander	16	1339
Colegio Francisco de Paula Santander	15	1361
Institución Educativa las Americas	6	611
Colegio Bicentenario	31	2684
Colegio Jorge Ardila Duarte	38	3308
Instituto Tecnico Nacional de Comercio	59	5328
Instituto Educativo Camacho Carreño	23	2132
Escuela Normal Superior De	114	10000
Bucaramanga		
Instituto Gabriela Mistral De	22	2114
Bucaramanga		
Instituto Gustavo Cote Uribe	5	473
Instituto La Libertad	28	2549
Instituto Tecnico Rafael Herrero	79	7009
Institucion Educativa Maiporé	75	6638
Instituto Educativo Nuestra Señora del	61	5426
Pilar		

Continuación tabla 8.

Albergues	Kits demandados	Litros de agua demandados
Colegio del Oriente Miraflores	24	2037
Institución educativa Promoción Social del Norte	40	3642
Institución Educativa Liceo Patria	36	3254
Instituto San Jose de la Salle	34	3105
Instituto Tecnico DamaSO Zapata	42	3880
Institución Educativa Politecnico	58	5065
Colegio Tecnico Empresarial Jose Maria Estevez	15	1283
Colegio Gimnasio Superior	14	1283
Colegio Salesiano	25	2224
Colegio Nuestra Señora del Fatima	17	1608
Instituto Educativo Comuneros	19	1697
Colegio Sagrado Corazon de Jesus	7	511
Colegio Virrey Solis	4	412
Colegio De la Santisima Trinidad	6	499
Colegio Psicopedagogico Carls Roger	2	257
Colegio Americano	5	472
Colegio San Sebastian	34	3109
Colegio Incades	23	2189
Colegio Metropolitano Real de Minas	23	2079
Colegio Bilingüe Divino Niño	40	3725
Colegio La Consolata	25	2187
Colegio San Pedro Claver	13	1192
Colegio Caldas	25	2293
Colegio Federico Ozama	36	3364
Concentración Provenza	5	397

Continuación tabla 8.

Albergues	Kits demandados	Litros de agua demandados
Instituto La Salle	38	3324
Parque Cristo Rey	52	4562
Parque San Francisco	41	3742
Parque Mejoras Publicas	26	2320
Parque Las Palmas	30	2643
Parque San Pio	85	7489
Parque Centenario	4	507
Parque Antonia Santos	36	3212
Parque Santander	24	2234
Parque Simon Bolivar	6	618
Parque Las cigarras	89	7765
Parque Garcia Rovira	6	725
Parque Romero	25	2235
Parque Alvarez	14	1307
Parque de los Niños	87	7668
Parque de las Estatuas	19	1780
Parque de los Leones	11	1031
Parque Provenza	14	1309
Polideportivo Mutis	18	1638
Polideportivo Campo Hermoso	60	5308
Polideportivo Los Naranjos	46	4125
Polideportivo Keneddy	43	3957
Polideportivo del Norte	49	4248
Polideportivo La Marte	21	1862
Velodromo Alfonso Florez	44	3983

Nota: Demanda estocástica. Adaptada del lenguaje de programación python 2.

En base a los parámetros generados, se procede a simular los valores para cap , $B0$, Y , g y C

```
In [8]: D1sum = np.sum(D1) #suma de toda La demanda D1
Q1 = np.random.randint(D1sum/J,D1sum+1) #Total de kits a distribuir
D2sum = np.sum(D2) #suma de toda La demanda D2
Q2 = np.random.randint(D2sum/J,D2sum+1) #Total de kits a distribuir
D = np.concatenate([D1,D2]) # Toda La demanda concatenada
Q = np.array([Q1,Q2])
# Generar La capacidad (volumen cc) del centro de distribucion (cap) de manera aleatoria
try:
    cap = np.random.randint(np.sum(Q),np.power(np.sum(Q),2))
    # Generar el presupuesto previo al desastre de manera aleatoria
    B0 = np.random.randint(np.sum(Q),np.power(np.sum(Q),2))
    # Simular los valores de Y, g, C en base a Los parametros generados cap y B0 y Q
except ValueError:
    cap = np.random.randint(np.power(np.sum(Q),2),np.sum(Q))
    B0 = np.random.randint(np.power(np.sum(Q),2),np.sum(Q))
```

Figura 12. Simulación de parámetros. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se procederá a realizar la optimización con el algoritmo EPSO implementado para el problema mono-objetivo tomando varios pesos a partir de un conjunto seleccionado; para este caso L_i toma valores de 1. Debido a que la asignación de kits de ayuda y la asignación de litros de agua son dos procesos independientes, se ejecutarán dos instancias del algoritmo, una para obtener la asignación óptima de kits de ayuda y otra para obtener la asignación óptima de litros de agua.

A continuación se muestra el código para generar la asignación de los kits

```

In [9]: ##### EPSO para asignar kits de ayuda #####

#Parametros del PSO
dim = J
numParticles = 50 # se usarán 50 particulas
maxIter = 1000 # máximo número de iteraciones
tol = 0.0001 # tolerancia de la función objetivo
bounds = (1,Q1) #constraint: minimo asignar 1 recurso a cada albergue

#Pesos de la funcion objetivo
l1 = 1
l2 = 1

#parametros generados anteriormente
params = {
    "D": D1,
    "Q": Q1,
    "g": g1,
    "c": C1,
    "l1": l1,
    "l2": l2
}

obj_func = FitnessFunction(params) # se inicializa la función objetivo con los parámetros generados
swarm = epso.Swarm(obj_func,numParticles,bounds,dim) # se inicializa el enjambre
optimize(swarm,maxIter,tol) # se realiza la optimización del enjambre

gbest1 = swarm.getDecodedGbestPos() #guardar el mejor resultado para imprimir

```

Figura 13. EPSO kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se muestran algunos resultados gráficos correspondientes al costo de asignación de los kits.

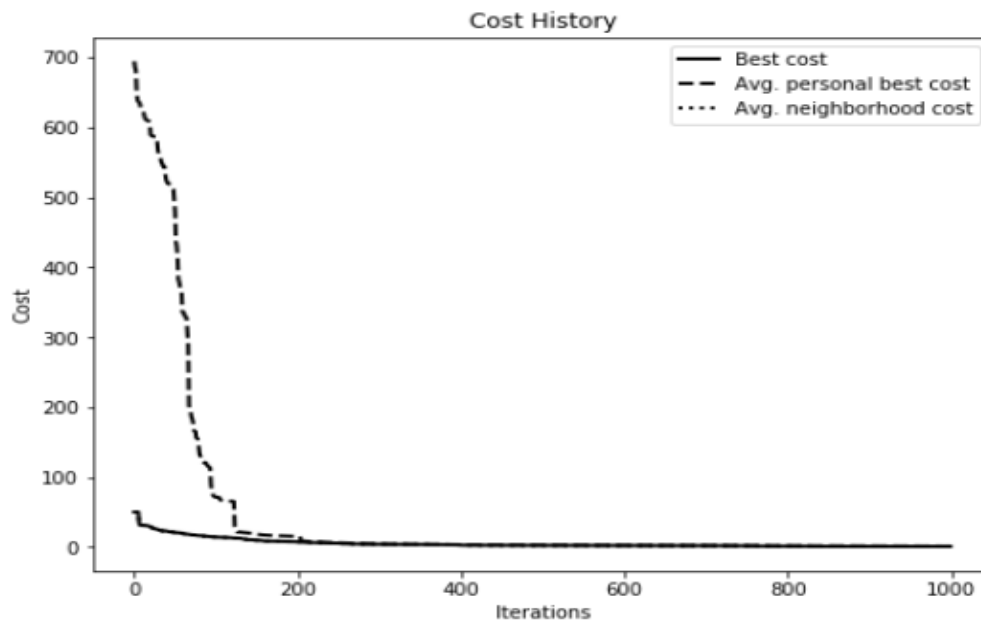


Figura 14. Grafica costos kits. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se muestra el código para generar la asignación de los litros de agua

```
In [11]: ##### EPSO para asignar Litros de agua #####

#Parametros del PSO
dim = J
numParticles = 50 # se usarán 50 partículas
maxIter = 1000 # máximo número de iteraciones
tol = 0.0001 # tolerancia de la función objetivo
bounds = (1,Q2) #constraint: minimo asignar 1 recurso a cada albergue

#parametros generados anteriormente
params = {
    "D": D2,
    "Q": Q2,
    "g": g2,
    "C": C2,
    "I1": I1,
    "I2": I2
}

obj_func = FitnessFunction(params) # se inicializa la función objetivo con los parámetros generados
swarm = epso.Swarm(obj_func,numParticles,bounds,dim) # se inicializa el enjambre
optimize(swarm,maxIter,tol) # se realiza la optimización del enjambre

gbest2 = swarm.getDecodedGbestPos() #guardar el mejor resultado para imprimir
```

Figura 15. EPSO litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se muestran algunos resultados gráficos correspondientes al costo de asignación de los kits.

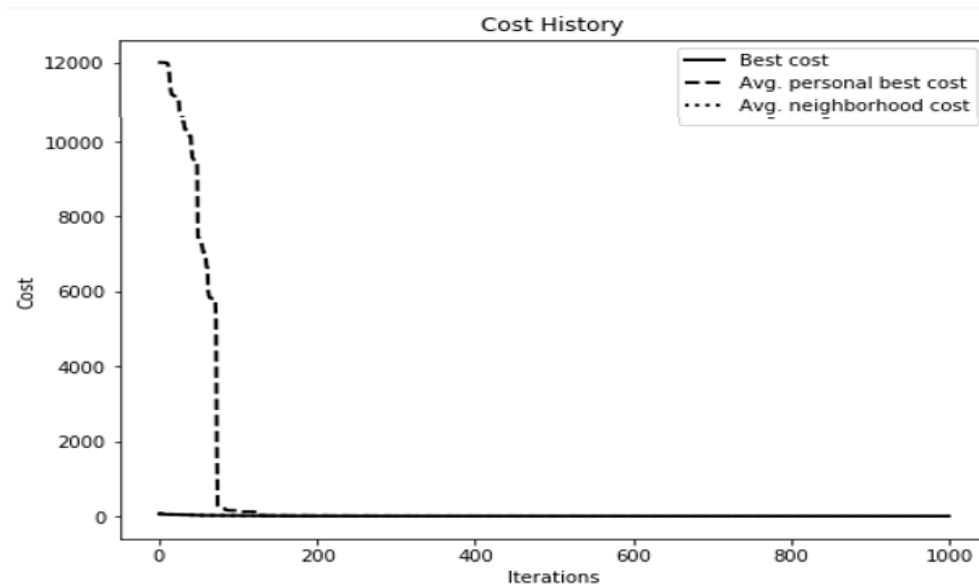


Figura 16. Grafica costo litros de agua. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

A continuación se muestran los resultados obtenidos después de ejecutado el algoritmo

Tabla 9. Tabla de resultados

Albergues	Kits asignados	Litros de agua asignados
Colegio Inem	118	3705
Colegio Jose Celestino Mutis	44	1519
Colegio Nuestra Señora Divino Amor	18	610
Colegio Militar General Santander	18	607
Instituto Santa Maria Goretti	100	3425
Colegio Aurelio Martinez Mutis	39	1337
Colegio Campo Hermoso	43	1618
Instituto Club Union	20	659
Colegio Santander	13	384
Colegio Francisco de Paula Santander	11	393
Institución Educativa las Americas	5	176
Colegio Bicentenario	23	772
Colegio Jorge Ardila Duarte	28	959
Instituto Tecnico Nacional de Comercio	44	1537
Instituto Educativo Camacho Carreño	18	613
Escuela Normal Superior De Bucaramanga	81	2906
Instituto Gabriela Mistral De Bucaramanga	17	609
Instituto Gustavo Cote Uribe	4	137
Instituto La Libertad	21	736
Instituto Tecnico Rafael Herrero	61	2014
Institucion Educativa Maiporé	53	1916
Instituto Educativo Nuestra Señora del Pilar	47	1566
Colegio del Oriente Miraflores	17	592

Continuación tabla 8.

Albergues	Kits asignados	Litros de agua asignados
Institución educativa Promoción Social del Norte	32	1050
Institución Educativa Liceo Patria	28	938
Instituto San Jose de la Salle	25	896
Instituto Tecnico DamaSO Zapata	33	1117
Institución Educativa Politecnico	44	1460
Colegio Tecnico Empresarial Jose Maria Estevez	12	371
Colegio Gimnasio Superior	11	371
Colegio Salesiano	20	645
Colegio Nuestra Señora del Fatima	15	463
Instituto Educativo Comuneros	14	490
Colegio Sagrado Corazon de Jesus	5	148
Colegio Virrey Solis	12	119
Colegio De la Santisima Trinidad	4	144
Colegio Psicopedagogico Carls Roger	2	74
Colegio Americano	4	136
Colegio San Sebastian	27	902
Colegio Incades	17	636
Colegio Metropolitano Real de Minas	18	600
Colegio Bilingüe Divino Niño	30	1079
Colegio La Consolata	18	632
Colegio San Pedro Claver	10	344
Colegio Caldas	18	666
Colegio Federico Ozama	28	970
Concentración Provenza	4	115
Instituto La Salle	28	962

Albergues	Kits asignados	Litros de agua asignados
Parque Cristo Rey	40	1318
Parque San Francisco	31	1074
Parque Mejoras Publicas	20	669
Parque Las Palmas	24	757
Parque San Pio	44	2147
Parque Centenario	3	147
Parque Antonia Santos	27	925
Parque Santander	18	648
Parque Simon Bolivar	4	179
Parque Las cigarras	57	2248
Parque Garcia Rovira	4	210
Parque Romero	18	647
Parque Alvarez	10	375
Parque de los Niños	55	2209
Parque de las Estatuas	15	514
Parque de los Leones	8	298
Parque Provenza	11	378
Polideportivo Mutis	15	474
Polideportivo Campo Hermoso	46	1536
Polideportivo Los Naranjos	35	1187
Polideportivo Keneddy	34	1141
Polideportivo del Norte	38	1233
Polideportivo La Marte	16	539
Velodromo Alfonso Florez	34	1146

Nota: Asignación de kits y litros de agua a los albergues. Adaptado del lenguaje de programación python 2.

Se concluye que los resultados obtenidos por el algoritmo de enjambre de partículas con componente evolutivo, al momento de asignar los recursos a los alberges en la ciudad de Bucaramanga arrojo buenos resultados. Estos se observan en la tabla anterior (tabla 8), lo mencionado anteriormente se afirma al realizar la ejecución del algoritmo como en cada iteración la función fitness va tomando valores cada vez más pequeños permitiendo observar el cumplimiento de los objetivos con los cuales que se pretende minimizar la insatisfacción de la demanda y los costos de mantener y asignar; el valor tomado por el fitness después de ejecutar el algoritmo y cumplir con alguno de los dos criterios de parada los resultados son 1.11043644 para los kits y 0.01635637 para los litros de agua.

En el apéndice G. se muestra los resultados para otra instancia de pesos; utilizando $L_1=0,7$ y $L_2=0,3$.

Para finalizar con esta investigación y dar cumplimiento al último objetivo acerca de realizar un artículo académico, este se presenta en el apéndice H

8. Conclusiones

En este documento se observa los alcances que tiene la logística humanitaria para salvaguardar vidas y protegerlas ante un desastre natural; las operaciones de logística humanitaria posterior al desastre parte de la respuesta a las actividades de recuperación a corto plazo en situaciones caóticas donde las necesidades son de vida o muerte y los recursos en su mayoría son escasos.

Al desarrollar este proyecto se observa que puede ser aplicado para casos mono-objetivo o multi-objetivo, se realizó la codificación de las partículas en un espacio continuo del PSO pasando a un espacio discreto de la meta-heurística EPSO para la representación de la solución a la asignación de recursos a los albergues de la ciudad de Bucaramanga, teniéndose un único centro de distribución.

Al realizar la codificación del algoritmo de solución en el lenguaje Python los resultados obtenidos por este cumplen los objetivos propuestos dado que se logra observar como es minimizada la insatisfacción de la demanda y los costos de asignación y de almacenamiento dado que en la primera iteración el fitness tomo un valor de 50 tanto para kit y litros de agua y al finalizar en la ejecución tomo los valores de 1.11043644 para los kits y 0.01635637 para los litros de agua.

Al finalizar el desarrollo e implementación del algoritmo se observa la importancia del diseño y creación de herramientas computacionales que permiten la simulación de situaciones caóticas como un sismo; con este se pretende ayudar a la logística humanitaria con la asignación de kits y agua a los albergues de Bucaramanga.

Este proyecto continúa con la línea de investigación de operaciones que desarrolla el grupo OPALO en la Escuela de Ingeniería Industrial, en el área de logística humanitaria. Aunque con

anterioridad se han desarrollado trabajos de investigación usando métodos heurísticos y metaheurísticos que ofrecen casi optimas soluciones, no se había llevado a cabo la investigación y programación de asignación de recursos de ayuda humanitaria usando el EPSO.

Al realizar la codificación en Python, una herramienta útil que cuenta con bastantes librerías y una fácil comprensión del lenguaje, nos permitió encontrar rápidamente buenas soluciones para la ejecución del proyecto. Nos sentimos satisfechos de haber culminado esta investigación porque el aprendizaje adquirido será de utilidad en nuestra vida profesional.

9. Recomendaciones

Se aconseja realizar un estudio del algoritmo propuesto, con el fin de buscar alternativas que ayuden a optimizar los procesos realizados implementado el ruteo de los recursos, llevando cada uno de estos a los respectivos albergues, con un determinado número de vehículos generando rutas tanto individuales como globales. Dichas alternativas podría ir desde la creación de una base de datos de rutas o la implementación de otras heurísticas y metaheurísticas.

Se recomienda para trabajos futuros se trabaje con valores reales donde se haga un estudio a más profundidad de la mano de los entes gubernamentales para no tener que simular todas la cantidades y costos pertinentes, sería importante acercar un poco más este proyecto a la vida real, saber en realidad la oferta de productos que se llegan a demandar, de esta manera saber cuánto tendría que invertir el gobierno para dar protección a los bumangueses en catástrofes que se pueden presentar en cualquier momento.

Dado que los estudiantes de ingeniería industrial UIS trabajan poco el tema de programación se recomienda para trabajos futuros, se trabaje de la mano de un estudiante de ingeniería de sistemas, así dando pie a un proyecto interdisciplinario que permita integrar los conocimientos y conceptos haciendo menos complejo la codificación y el análisis de futuros resultados.

Para una futura investigación se propone trabajar el modelo de asignación aplicado este, un modelo dinámico donde se considere que las víctimas pueden duran en situación de vulnerabilidad por varias semanas.

Referencias bibliográficas

- Alancay, N. V. (2016). Metaheurísticas de trayectoria y poblacional aplicadas a problemas de optimización combinatoria. *Informes Científicos-Técnicos UNPA*, 202-220.
- Alfredo Moreno, D. F. (2016). A bi-objective model for the location of relief centers and distribution of commodities in disaster response operations. *DYNA*, 356-366.
- Ali Bozorgi Amiri, M. J.-e.-H. (2011). A multi-objective robust stochastic programming model for disaster relief logistics under uncertainty. *OR Spectrum*, 1-29.
- Ali Bozorgi-Amiri, M. J.-e.-H. (2011). A multi-objective robust stochastic programming model for disaster relief logistics under uncertainty. *Springer-Verlag*, 1-29.
- Altay, N. (2013). Capability-based resource allocation for effective disaster response. *IMA Journal of Management Mathematics*, 253-266.
- Amril Aman, T. B. (2012). OR/MS Applications in Mt. Merapi Disaster Management. *Journal of Mathematics and Statistics*, 264-273.
- Andaluz, A. M. (s.f.). *Algoritmos Evolutivos y Algoritmos Genéticos* . Obtenido de Inteligencia en Redes de Comunicaciones : <http://www.it.uc3m.es/~jvillena/irc/practicas/estudios/aeag>
- Andres R. Barrera N., A. P. (2016). *Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga*. Bucaramanga : Universidad Industrial de Santander. Obtenido de [file:///C:/Users/USER/Downloads/alg.%20evolutivo.%20posdesastre%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/USER/Downloads/alg.%20evolutivo.%20posdesastre%20(1).pdf)
- Andres Ricardo Barrera Navarro, A. P. (2016). Un Algoritmo Evolutivo para el Problema de Distribución de Recursos Post-Desastre Sísmicos en la ciudad de Bucaramanga. *Proyecto de grado presentado como requisito para optar al título de ingeniero industrial*.

Bucarmanga, Santander, Colombia: Universidad Industrial de Santander.

Bai, X. (2016). Two-Stage Multiobjective Optimization for Emergency Supplies Allocation Problem under Integrated Uncertainty. *Mathematical Problems in Engineering*, 1-13.

Beate Rottkemper, K. F. (2012). A transshipment model for distribution and inventory relocation under uncertainty in humanitarian operations. *Socio-Economic Planning Sciences*, 98-109.

Burcu Balcik, B. M. (2008). Last Mile Distribution in Humanitarian Relief. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 51-63.

Calvopiña, T. (22 de Julio de 2015). *Algoritmo de ramificación y acotamiento*. Obtenido de slideshare.net: <https://es.slideshare.net/tamyratonzita/algoritmo-de-ramificacin-y-acotamiento>

capitulo 1. El entorno Generalidades de los desastres. (2000). En O. P. Desastres, *Manual para el manejo logístico de suministros humanitarios* (págs. 1-8). Washington, D.C, US.

Capitulo 5. Características de los suministros. (2000). En O. P. desastres., *Manual para el Manejo Logístico de Suministros Humanitarios* (págs. 33-35). Washington, D.C. US.

Carlos A. Vega A., J. A. (24 de Diciembre de 2010). Diseño y validación de un objeto virtual de aprendizaje que permita el aprendizaje de heurísticas y metaheurísticas. *Revista Avances en Sistemas e Informática*, 104-108. Obtenido de <http://www.redalyc.org/html/1331/133117498012/>

Christian Blum, A. R. (Septiembre de 2003). *Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison*. Obtenido de ACM Computing Surveys: https://www.iiaa.csic.es/~christian.blum/downloads/blum_rol_2003.pdf

Christian Cornejo Sánchez, J. A. (2013). Localización de almacenes y distribución de ayuda

- humanitaria para atención de damnificados en caso de desastre natural. *LACCEI Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology*, 1-10.
- Christian Cornejo Sánchez, J. V. (2013). Localización de almacenes y distribución de ayuda humanitaria para atención de damnificados en caso de desastre natural. *Innovation in Engineering, Technology and Education for Competitiveness and Prosperity*, 1-10.
- Cooper, L. (1963). Location-Allocation Problems. *Operations Research*, 331-343.
- Cozzolino, A. (2012). Humanitarian Logistics and Supply Chain Management. En *Humanitarian Logistics* (págs. 5-15). Springer, Berlín, Heidelberg.
- Cunquero, R. M. (2003). *Algoritmos Heurísticos en Optimización Combinatoria*. Obtenido de Universidad de Valencia, Facultad de ciencias Matemáticas.: <http://yalma.fime.uanl.mx/~roger/work/teaching/mecbs5122/1-Introduction/Intro-by-Rafa%20Marti.pdf>
- Facultad de Ingeniería*. (4 de Diciembre de 2013). Obtenido de Universidad Nacional Autónoma de México: http://www.ingenieria.unam.mx/industriales/descargas/documentos/catedra/logistica_trabajo.pdf
- Farnaz Barzinpour, S. M. (2014). Metaheuristic algorithm for solving biobjective possibility planning model of location-allocation in disaster relief logistics. *Journal of Applied Mathematics*.
- Felix Wex, G. S. (2014). Emergency response in natural disaster management: Allocation and scheduling of rescue units. *ELSEVIER*, 697-708.
- Fereiduni, M. S. (2017). A robust optimization model for distribution and evacuation in the disaster response phase. *Journal of Industrial Engineering International*, 117-141.

- Flores, J. (2015). *¿Cuánta agua debemos beber al día?* Obtenido de Muy Interesante:
<https://www.muyinteresante.es/curiosidades/preguntas-respuestas/cuanta-agua-debemos-beber-al-dia-321406298436>
- Frederick S. Hillier, G. J. (2010). Solución de problemas de programación lineal: método simplex. En *INTRODUCCIÓN A LA INVESTIGACIÓN A LA INVESTIGACIÓN* (págs. 81-133). México: Mc Graw Hill.
- García, M. S. (2000). *OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA*. Obtenido de Las matemáticas del siglo XX: <http://www.sinewton.org/numeros/numeros/43-44/Articulo22.pdf>
- Ge Honglei, L. N. (2011). An relief resource allocation model with equity constraints. *International Conference on Emergency Management and Management Sciences*, 506-509.
- Gestal Marcos, R. D. (2010). *Introducción a los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética*. Obtenido de Universidade da Coruña: <http://www.galeon.com/dantethedestroyer/algoritmos.pdf>
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research*, Vol 13, Pag 533-549.
- González, M. G. (2008). Sistema de generación eléctrica con pila de combustible de óxido sólido alimentado con residuos forestales y su optimización mediante algoritmos basados en nubes de partículas. *Doctoral dissertation, Tesis Doctoral, Universidad Nacional de Educación a Distancia, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Control, España*., 39-64.
- Guillermo Solarte Martinez, L. E. (Diciembre de 2007). *ALGORITMOS VORACES*. Obtenido de Scientia et Technica:

<http://repositorio.utp.edu.co/dspace/bitstream/handle/11059/301/131535449-454.pdf?sequence=1>

- Hu C.L., L. X. (2016). A bi-objective robust model for emergency resource allocation under uncertainty. *International Journal of Production Research*, 7421-7438.
- J.Tinguaro Rodríguez, B. V. (2012). A general methodology for data-based rule building and its application to natural disaster management. *Computers & Operations Research*, Vol 39, 863-873.
- Javier Salmerón, A. A. (2010). Stochastic Optimization for Natural Disaster Asset Prepositioning. *Wiley Online Library*, 561-574.
- Jessica H McCoy, H. L. (2014). Using Fairness Models to Improve Equity in Health Delivery Fleet Management. *Production and Operations Management*, 965-977.
- José Holguín-Veras, M. J. (2012). Comparative performance of alternative humanitarian logistic structures after the Port-au-Prince earthquake: ACEs, PIEs, and CANs. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol 46, 1623-1640.
- José Holguín-Veras, M. J. (2012). On the unique features of post-disaster humanitarian logistics. *Journal of Operations Management*, 494-506.
- Lange, K. (2010). Combinatorial Optimization. En *Applied Probability* (págs. 103-122). New York: Springer Science Business Media.
- Lima, J. Q. (2006). Optimización de enjambre de partículas aplicada al problema del cajero viajante bi-objetivo. Inteligencia Artificial. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 67-76.
- Lina Ximena Morales Celis, S. A. (2017). Localización de instalaciones y Asignación de recursos mediante un algoritmo heurístico, para la atención post-desastre, en caso de

- inundación o remoción de masa. *Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniero Industrial*. Bucaramanga, Santander, Colombia: Universidad Industrial de Santander.
- Linnet Özdamar, E. E. (2004). Emergency Logistics Planning in Natural Disasters. *Annals of Operations Research*, 217-245.
- López, B. S. (2016). *MÉTODO HEURÍSTICO DE ARDALAN*. Obtenido de Ingeniería industrial online: <https://www.ingenieriaindustrialonline.com/herramientas-para-el-ingeniero-industrial/dise%C3%B1o-y-distribuci%C3%B3n-en-planta/m%C3%A9todo-heur%C3%ADstico-de-ardalan/>
- López-Lezama, J. M. (2015). Metaheurísticas Aplicadas a la Ubicación y Dimensionamiento Óptimo de Generación Distribuida en Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica. *Información tecnológica*, 145-158.
- Manual Nacional para el manejo de Albergues Temporales*. (2008). Obtenido de Dirección General del Socorro Nacional: http://web.cruzrojacolombiana.org/publicaciones/pdf/manual_final_albergues_temporales_1912011_035711.pdf
- Martín Quinteros, A. A. (2006). Una Aplicación de Programación Estocástica en un Problema de Gestión Forestal. *Revista Ingeniería de Sistemas*, 74.
- Marulanda, M. V. (2017). Solución al problema de localización (cflp) a través de búsqueda tabú y relajación lagrangeana, caso de estudio. *industria de productos alimentarios. Puente*, 55-61.
- Matthieu Lauras, J. V. (2014). A Location-Allocation Model for More Consistent Humanitarian Supply Chains. *ISCRAM Information Systems for Crisis Response and Management in Mediterranean Countries*, 1-12.

- Mohammadi, R. G. (2016). Prepositioning emergency earthquake response supplies: A new multi-objective particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematical Modelling*, 5183-5199.
- Nilay Noyan, B. B. (2015). A Stochastic Optimization Model for Designing Last Mile Relief Networks. *Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS)*, 1-30.
- Pisani, M. (Julio de 2012). *Caja de Herramientas para la Gestión de Alojamientos Temporales*. Obtenido de Capítulo 2. Introducción a la gestión de alojamientos temporales: <http://repositorio.gestiondelriesgo.gov.co/bitstream/handle/20.500.11762/20733/C2-Introduccion-a-la-gestion-de-alojamientos-temporales.pdf;jsessionid=3E9A5B5A4B50E43EC471D3F9C1C4F829?sequence=3>
- Pparis. (12 de mayo de 2008). *Wordpress*. Obtenido de EFECTOS DE LOS DESASTRES NATURALES: <https://pparis.wordpress.com/category/efectos-de-los-desastres-naturales/>
- Quintero, L. V. (2016). Una introducción a la Computación Evolutiva y alguna de sus aplicaciones en Economía y Finanzas. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 3-26.
- RAO, S. S. (1996). *ENGINEERING OPTIMIZATION - Theory and Practice Third Edition*. New York - Chichester - Brisbane - Toronto - Singapore: John Wiley & Sons, Inc.
- Rawls, C. T. (2012). Pre-positioning and dynamic delivery planning for short-term response following a natural disaster. *Socio-Economic Planning Sciences*, 46-54.
- Rodríguez, K. V. (2015). Desarrollo de un Algoritmo Memético para Solucionar el Problema de Ruteo de Vehículos con Demandas Estocásticas y Múltiple Compartimientos. *Trabajo de Grado para optar al título de Ingeniero Industrial*. Bucaramanga, Santander, Colombia:

Universidad Industrial de Santander.

Rojee Pradhananga, F. M.-V. (2016). An integrated resource allocation and distribution model for pre-disaster planning. *Computers & Industrial Engineering*, 229-238.

Rolando M. Tomasini, L. N. (2009). From preparedness to partnerships: case study research on humanitarian logistics. *International Transactions In Operational Research*, Vol 16 549-559.

Rossum, G. v. (septiembre de 2009). *El tutorial de python*. Obtenido de Copyright © Python Software Foundation: <http://docs.python.org.ar/tutorial/pdfs/TutorialPython2.pdf>

Sánchez, M. A. (2015). Hacia la optimización de recursos escolares basada en la aplicación de algoritmos genéticos. *Boletín Científico INVESTIGIUM de la Escuela Superior de Tizayuca*, 1.

Santiago Moronta Martínez, R. R. (Marzo de 2009). *Revisión del Esquema de Programación de los Algoritmos Voraces*. Obtenido de scholar.google.es: http://www.lite.etsii.urjc.es/lite/wp-content/uploads/2016/04/DLS11-URJC_2009-03.pdf

Secretaría Del Medio Ambiente, S. S. (Abirl de 2012). *PLAN DE EMERGENCIA COMUNA 11*. Obtenido de Corporación Ambiental Los Katíos: [file:///C:/Users/USUARIO/Downloads/comuna_11-plan_de_emergencia_2012%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/USUARIO/Downloads/comuna_11-plan_de_emergencia_2012%20(1).pdf)

Serhan Duran, M. A. (2011). Pre-positioning of emergency items for CARE international. *Interfaces*, 223-237.

Sha-lei Zhan, N. L. (2013). Coordinating efficiency and equity in disaster relief logistics via information updates. *International Journal of Systems Science*, 1607-1621.

Sha-lei Zhan, N. L. (2014). Coordinating efficiency and equity in disaster relief logistics via

- information updates. *International Journal of Systems Science*, 1607-1621.
- Sheu, J.-B. (2007). An emergency logistics distribution approach for quick response to urgent relief demand in disasters. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 687-709.
- Sheu, J.-B. (2007). An emergency logistics distribution approach for quick response to urgent relief demand in disasters. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 687-709.
- Sheu, J.-B. (2007). Challenges of emergency logistics management. *Transportation Research Part E 43* , 655-659.
- societies, i. f. (1997). *What is a disaster?* Obtenido de international federation red cross red crescent societies: <http://www.ifrc.org/en/what-we-do/disaster-management/about-disasters/what-is-a-disaster/>
- Universia, N. (22 de Marzo de 2010). Obtenido de El impacto social, político y económico del terremoto en Chile: <http://noticias.universia.net.co/vida-universitaria/noticia/2010/03/22/258123/impacto-social-politico-economico-terremoto-chile.html>
- USAID/OFDA, O. R. (2012). Evaluación de Daños y Análisis de Necesidades. *Agencia Internacional para el Desarrollo de los Estados Unidos de América*, 1-24.
- Víctor M. Lozano Terrazas, G. S. (2012). *Algoritmo de Dijkstra. Un Tutorial Interactivo*. Obtenido de Universidad Politécnica de Madrid: <http://bioinfo.uib.es/~joemiro/aenui/procJenui/ProcWeb/actas2001/saalg223.pdf>
- Wang, C. X. (2012). Emergency relief item allocation model based on grouping disaster spots. *Advances in Information Sciences and Service Sciences*, 274-281.

Yue-Jiao Gong, J. Z.-H.-N.-H.-H. (2012). An Efficient Resource Allocation Scheme Using Particle Swarm Optimization. *IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION*, VOL. 16, NO. 6, 801-816.

Zhang, L. H.-Y. (2010). Optimal resource location and allocation model for natural disasters. *Xitong Gongcheng Lilun yu Shijian/System Engineering Theory and Practice*, 1615-1621.