

# A hybrid algorithm for the problem of distribution of post - Disaster seismic resources with stochastic demands in the city of Bucaramanga

Mayra Alejandra Joya-Millán <sup>a</sup> & Tibusay Paola Tarazona-Uribe <sup>b</sup>

<sup>a</sup> Estudiante de Ingeniería Industrial, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia, [aleja\\_0508@hotmail.com](mailto:aleja_0508@hotmail.com)

<sup>b</sup> Estudiante de Ingeniería Industrial, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia, [tibusaytarazona@gmail.com](mailto:tibusaytarazona@gmail.com)

## Abstract

The present work includes a hybridization between genetic algorithm and switching of particles in order to optimize the routing of vehicles responsible for the distribution of resources in the post-disaster phase caused by a seismic in Bucaramanga city. It was formulated a mathematical model and based on this, it aims to reduce both the delivery time, solving the problems of routing vehicles with stochastic demands. (VRPSD). The validation of the effectiveness and efficiency of the developed model was made from instance of the literature and the approach of a supposed scenario for the city. For the respective visualization of the result was used a web tool based on the Python programming language. The result will allow the decision maker, designate the fastest routes between the warehouse and the shelters to meet the demand in the shortest time possible, decreasing so the loss of human lives in the case of a seismic emergency.

**Keywords:** humanitarian logistics, stochastic, disaster, genetic, PSO, routing of vehicles, optimization.

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

## Resumen

Este artículo contempla una hibridación entre algoritmo genético y enjambre de partículas para optimizar el ruteo de vehículos encargados de la distribución de recursos en la fase post-desastre ocasionada por un sismo en la ciudad de Bucaramanga. Se formuló un modelo matemático que tiene como objetivo disminuir los tiempos de entrega, dando solución al problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas (VRPSD). Se validó la eficacia y eficiencia del modelo desarrollado mediante instancias de la literatura y el planteamiento de un escenario supuesto para la ciudad; Para la visualización de los resultados se trabajó una herramienta web basada en el lenguaje de programación Python. Los resultados permitirán al encargado de la toma de decisiones, designar las rutas más rápidas entre el depósito y los albergues para suplir la demanda en el menor tiempo posible, disminuyendo así las pérdidas de vidas humanas en el caso de una emergencia sísmica.

**Palabras clave:** logística humanitaria; estocástico; desastre; genético; PSO; ruteo de vehículos; optimización.

## 1. Introducción

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

produce un deslizamiento, liberando así energía acumulada en formas de ondas sísmicas generando un terremoto.

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

A raíz de estos sucesos, como se mencionó anteriormente, impredecibles e imposibles de controlar por el ser humano, nace la Logística Humanitaria en Atención a Desastres y el

concepto de gestión del riesgo de desastres, que es una herramienta con la que se ejecutan los procesos de conocimiento del riesgo, reducción del riesgo y el manejo de los desastres [2] que se divide en dos grandes etapas, (1) pre – desastre, donde se llevan a cabo las operaciones de apoyo que incluyen la realización de actividades de **mitigación**, las cuales buscan reducir el riesgo a largo plazo de un desastre o disminuir sus posibles consecuencias, y la **preparación**, que busca lograr una **respuesta** más eficiente. (2) pos– desastres, conocidas como operaciones de desarrollo y que se dividen en la fase de respuesta, cuyo objetivo es el despliegue de recursos vitales para atender a la población afectada, y la fase de **recuperación**, que busca restituir el funcionamiento normal de la comunidad [3]. Es por ello que el presente proyecto pretende tomar como objeto de estudio la etapa post-desastres, específicamente la solución al problema de ruteo de vehículos para la distribución de recursos por medio de un algoritmo híbrido que contempla las heurísticas Enjambre de Partículas (PSO) y Genético.

## 2. Definición del Problema

El VRPSD es un problema de complejidad computacional NP – HARD, en el cual existen  $n$  clientes que para la presente investigación se denominan albergues, los cuales presentan demandas estocásticas, lo que significa que la cantidad exacta que demandará cada uno es totalmente desconocida; se tiene certeza de la distribución estadística que sigue esta demanda (distribución normal). Solo cuando el vehículo de distribución llega al albergue (nodo) se determina el valor de la demanda real a suplir. A continuación, se plantean unas premisas básicas:

- Todas las rutas comienzan y terminan en el depósito
- Cada vehículo posee una capacidad máxima  $Q$  que es igual para todos.
- Cada uno de los clientes presenta una demanda estocástica que se debe suplir.
- El vehículo no puede visitar dos veces el mismo albergue, ya que incurriría en una penalización de tiempo que afectaría las soluciones planteadas.

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

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

Para desarrollar esta investigación que estudia el ruteo de vehículos con demandas estocásticas, se elige el enfoque a priori con la estrategia de reabastecimiento preventivo. Lo que se traduce en la creación de las rutas antes de iniciar la distribución. Es posible contemplar dos situaciones:

- **Fallo de ruta:** La capacidad del vehículo es menor a la cantidad demandada por el albergue, lo que lo obliga a volver al depósito para abastecerse y suplir dicho nodo.
- **Reabastecimiento Preventivo:** Se tiene un valor  $h_j$  que representa el umbral para la carga  $q$  que tienen los vehículos después de servir al albergue  $j$ , lo que significa que si  $q < h_j$  los vehículos volverán al depósito para reabastecerse.

Teniendo en cuenta lo anterior, se establecen los siguientes costos:

- El costo de ir del nodo o albergue  $i$  al nodo  $j$  según la ruta a priori definida ( $C_{ij}$ ).
- Existirá un tiempo por reabastecimiento preventivo y una penalización en tiempo por los fallos en la ruta  $(\sum_{k:k>q} [2c_{j+1,0} + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k})$ .

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

Si se establece que  $L_j$  es el conjunto de todos los posibles valores de las cargas  $q$  que pueden tener los vehículos después de atender el albergue  $j$  tal que  $q \in L_j$ , entonces  $f_j(q)$  satisface las siguientes ecuaciones [3]

$$f_j(q) = \min [f_j^p(q), f_j^r(q)] \quad (1)$$

Donde:

$$f_j^p(q) = c_{j,j+1} + \sum_{k:k \leq q} f_{j+1}(q - k)p_{j+1,k} + \sum_{k:k > q} [2c_{j+1,0} + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k} \quad (2)$$

y

$$f_j^r(q) = c_{j,0} + c_{0,j+1} + \sum_{k=1}^k f_{j+1}(Q - k)p_{j+1,k} \quad (3)$$

Con la siguiente condición:

$$f_n(q) = c_{n,0} \quad q \in L_n \quad (4)$$

Tal que,  $f_j^p(q)$  representa el tiempo esperado de proceder inmediatamente al siguiente nodo,  $f_j^r(q)$  representa el tiempo para el abastecimiento preventivo. El término  $f_j^p(q)$  definido en la ecuación (2) está conformada por el tiempo de ir del nodo  $j$  al nodo  $j+1$ ; el tiempo  $f_{j+1}(q - k)$  que representa el tiempo esperado total desde el nodo  $j+1$  en adelante que se multiplica por la probabilidad  $p_{j+1,k}$  que es la probabilidad

que en el nodo  $j+1$  el albergue necesite  $k$  cantidad de kits; el término  $\sum_{k:k>q}[2c_{j+1,0} + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k}$  que muestra el tiempo por falla en la ruta, el cual está determinado por  $2c_{j+1,0}$ , que es el tiempo de ir del albergue  $j+1$  al depósito y del depósito al albergue  $j+1$ ,  $f_{j+1}(q + Q - k)$  es el tiempo total esperado desde el nodo  $j+1$  en adelante y  $p_{j+1,k}$  que es la probabilidad que en el nodo  $j+1$  el albergue necesite  $k$  cantidad de kits.

El término  $f_j^r(q)$  definido en la ecuación (3) está conformado por el tiempo de ir del nodo  $j$  al depósito, el tiempo de ir del depósito al nodo  $j+1$  y el tiempo  $f_{j+1}(Q - k)$  que representa el tiempo esperado total desde el nodo  $j+1$  hacia adelante multiplicado por la probabilidad  $p_{j+1,k}$  que es la probabilidad de que en el nodo  $j+1$  el albergue atendido necesite  $k$  cantidad de kits. La ecuación (4) muestra que cuando los vehículos han visitado el último albergue, sin importar la carga que tengan, el tiempo será el tiempo de ir del albergue  $n$  al depósito.

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

Las ecuaciones (1), (2), (3) y (4) son usadas para hallar el valor de la función fitness de las rutas a priori definidas.

### 3. Algoritmo Genético

Un algoritmo genético modela el proceso de evolución como una sucesión de frecuentes cambios en los genes con soluciones análogas a las de un cromosoma.

Así como en los organismos vivos que presentan cruce, inversión y mutación, los individuos agrupan dos formas de solución: El cromosoma, que corresponde a la información genética básica, o sea el genotipo con el que trabaja el algoritmo, y el fenotipo que caracteriza el cromosoma en términos del modelo. El cromosoma se divide en genes, los cuales son la representación de un factor de control único. Cada uno de los factores en la solución corresponden a un gen del cromosoma como se representa en la siguiente figura [4].

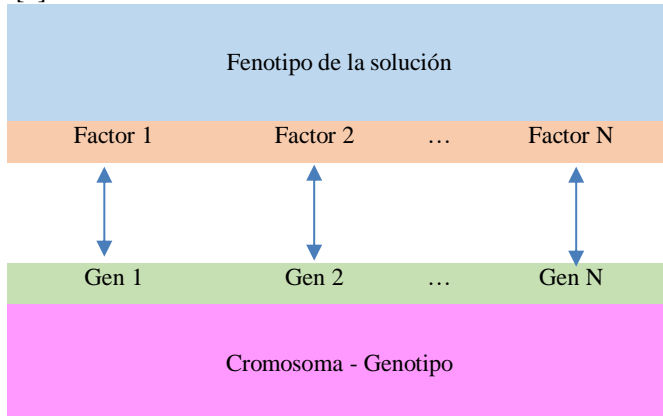


Figura 1. Representación del Fenotipo y Genotipo.

Fuente: [4]

### 3.1. Operadores Genéticos

#### 3.1.1. Operador de selección

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

#### 3.1.2. Operador de cruce combinado

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

#### 3.1.3. Operador de mutación

La mutación se emplea para mejorar la diversidad de la población en el entorno y es un operador básico cuyo objetivo es que la solución converja en un óptimo local. El operador de cruce es el encargado de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de las posibles soluciones; pero, en la literatura se evidencia que el operador de mutación va adquiriendo importancia a medida que la población e individuos converge [5]. La mutación como tal se puede denominar como

evolución primitiva, de manera que el proceso consta de selección y mutación, lo cual supera por mucho a la evolución que solo se basa en la selección y el cruce. El método de mutación que se utiliza en esta investigación es el operador *swap*.

#### 4. Optimización por Enjambre de Partículas

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

Sea

$N$ : Dimensión de la partícula

$m$ : Número de partículas.

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

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

$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{il}, \dots, p_{iN})$ : Mejor solución de la partícula  $i$  – ésima ( $p_{best}$ ) (5)

$P_{gi} = (p_{gi1}, p_{gi2}, \dots, p_{gil}, \dots, p_{gin})$ : Mejor solución global del enjambre ( $g_{best}$ ) (6)

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

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

La posición de la partícula se actualiza a partir de:

$$x_{il}(t+1) = x_{il}(t) + v_{il}(t+1) \quad (7)$$

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

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

$$v_{il}(t+1) = w(t)v_{il}(t) + (c_p rand()) [p_{il}(t) - x_{il}(t)] + (c_g rand()) [p_{gi}(t) - x_{il}(t)] \quad (8)$$

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

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



Figura 2. Etapas del PSO.  
Fuente: Los Autores.

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

#### 4.1. Operadores Genéticos

En un comienzo, las soluciones (partículas) se almacenan a través de la representación de un tour, es decir, a través de la secuencia específica de los nodos, motivo por el cual la solución inicial debe ser codificada en un arreglo o matriz con el objetivo de aplicar el algoritmo PSO. Dicha conversión se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$x_{ij} = x_{min} + \frac{x_{max} - x_{min}}{n * [y_{il} - 1 + rand()]} \quad (9)$$

Donde:

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

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

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

$n$  Representa el número de albergues

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

Luego de calcular la velocidad y actualizar la posición, esos valores reales de la posición de la partícula se convierten de nuevo en soluciones del VRP, valores enteros, utilizando el método ROV (Rank Order Value) [6]. El ROV usa el valor

de posición más pequeño de una partícula y le asigna el menor valor del rango  $n$ ; igualmente la posición en la que se ubica el siguiente SPV toma el valor del siguiente entero en  $n$  y así sucesivamente

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

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

En esta investigación se usaron los parámetros del PSO más usados en la literatura y que han surgido un efecto favorable en los resultados de otros trabajos, es decir, se tendrá en cuenta el modelo linealmente decreciente  $c_p = c_g = 2$ ;  $w = 0.9 - 0.4$  para lograr la variación del peso inercial a lo largo de cada iteración se hace uso de la siguiente fórmula, en la cual  $K$  representa el número de iteraciones y  $k$  es la iteración actual:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{K} k \quad (10)$$

## 5. Métodos Híbridos

Los algoritmos híbridos metaheurísticos se basan en la combinación de dos o más metaheurísticas con el propósito de maximizar las fortalezas y eliminar las limitaciones que puede presentar un solo método, lo que da como resultado métodos de búsqueda más potentes y con mayor capacidad de adaptación al problema que se desea solucionar. Se conocen tres diferentes formas de hibridación, la primera es llamada componente de intercambio que es la hibridación de métodos basados en la población con formas de búsqueda local, la segunda forma es la búsqueda cooperativa que posee de manera implícita el intercambio de información entre dos o más metaheurísticas y finalmente la integración de algoritmos metaheurísticos y métodos sistemáticos que consiste en la combinación de metaheurísticas junto con las restricciones de programación [7]. En la actual investigación se trabajará con algoritmos genéticos y enjambre de partículas.

La idea principal de esta investigación, es potencializar los resultados de cada una de las metaheurísticas al combinarlas, es decir, primero, se realiza todo el procedimiento que implica llevar a cabo el algoritmo genético; una vez se obtengan los resultados de este primer algoritmo, se tomarán las mejores soluciones y se iniciará el proceso que implica el algoritmo de optimización por enjambre de partículas, de esta forma, se expande el espacio explorado de solución y se evita radicalmente caer en óptimos locales sin tener que usar un tamaño de población exorbitante para lograr precisamente abarcar todo el espacio de solución. A continuación, en la figura 3 se presenta el

diagrama de flujo del funcionamiento básico del algoritmo híbrido.

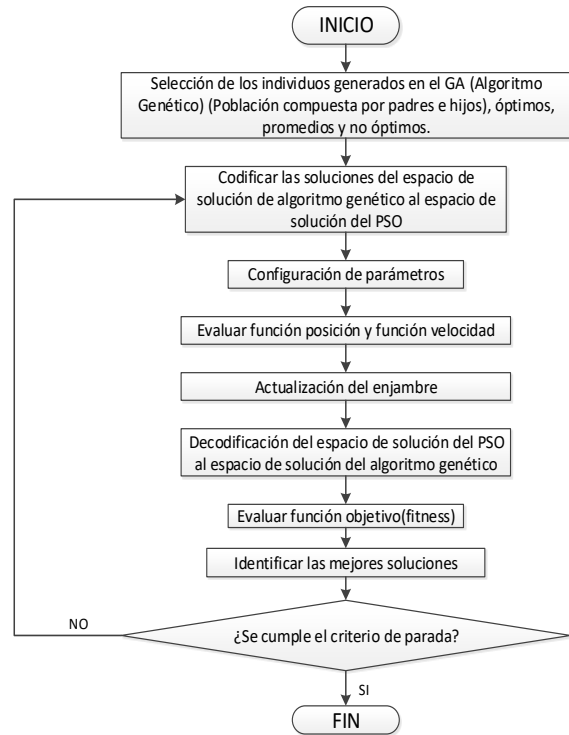


Figura 3. Diagrama de flujo del algoritmo híbrido.

Fuente: Los Autores.

## 6. Validación del algoritmo

### Instancias

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

La presente investigación se prueba con las instancias C101, C102, C103, R101, R102, R103, RC101, RC102, RC103, C201, C203, R201, R202, R 203, RC201, RC202 y RC203 de la literatura, con el fin de conocer el comportamiento del algoritmo en los 3 tipos de experimentos. Las instancias de Solomon según la literatura



son un excelente mecanismo para la evaluación del VRP, pues recopila los parámetros fundamentales presentes en el ruteo de vehículos tratado en esta investigación.

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

## 7. Resultados

En cuanto al algoritmo genético, como se menciona en el capítulo del diseño del mismo (algoritmo genético); se consideró una población inicial de 3000 individuos, se escogieron por operador de selección de torneo, los 1500 mejores para ser padres; este proceso de selección se realizó de forma aleatoria, una vez finalizado, se procedió al cruce combinando donde se creó la descendencia combinando partes de los dos padres para signar los valores a los hijos; en esta parte se destaca que este tipo de cruce es poco común como operador de los algoritmos genéticos y que posee una gran ventaja, que es mantener siempre la restricción de evitar valores (albergues) repetidos en cada opción de ruta, la cual fue evaluado inmediatamente de acuerdo a las órdenes que se le dieron en la programación, lo que permite afirmar como un excelente resultado en este documento lo siguiente: nunca se tendrá una ruta que viole la capacidad del vehículo, pues fue eliminada automáticamente como posible (ruta), permitiendo que los esfuerzos computacionales siguientes, se centraran solamente en opciones probables de ruta para continuar el procedimiento de mutación. Una vez terminado el proceso con el operador de mutación SWAP. Al finalizar todo el proceso con la población 1 (selección, cruce y mutación), se tomaron los mejores padres y los mejores hijos (escogidos por la función fitness) hasta que completaron el valor 3000 individuos para que conformaran la siguiente generación. De esta forma se continuó con un número indeterminado de generaciones que se detuvo sólo cuando se cumplió el criterio de parada en la programación (un margen de tolerancia de 0.2% de diferencia entre las soluciones que arrojaron el menor tiempo de ruta) que fue seleccionado por los investigadores, es decir, en el momento en el que las soluciones presenten valores con tan solo 0.2% de diferencia en tiempos entre ellas, el algoritmo habrá convergido. Este código queda abierto en esta sección, de manera que quienes utilicen el programa, puedan decidir cuál sería el criterio de parada más conveniente para el usufructo que se le esté dando en ese momento.

Se inició la hibridación y uno de los aspectos a resaltar en la investigación, son las múltiples situaciones presentadas en cuanto al desarrollo computacional del algoritmo se refiere. Para realizar el proceso de hibridación con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas se decidió inicialmente, tomar 100 soluciones óptimas, 100 soluciones medias y 100 soluciones no óptimas que provienen del

proceso del algoritmo genético. Cuando se hizo esta clasificación, se quiso decir lo siguiente: soluciones óptimas, son aquellas que poseen los menores tiempos, que se pueden denominar también como las mejores, a su vez, las soluciones medias, significa que son aquellas que no se enmarcan como buenas o malas, se encuentran en un punto medio, y finalmente, las soluciones no óptimas, estas son las que poseen los mayores valores de tiempo ante el problema propuesto. Estas 300 soluciones mencionadas, ingresaron al PSO, fueron codificadas y decodificadas y se propuso como criterio de parada 50 iteraciones para cada una de estas 300 soluciones, lo que desencadenó un tiempo computacional que superaba las 18 horas por corrida y que no ofrecía mejores resultados que el algoritmo genético. Estas 300 soluciones mixtas (buenas, malas y medias) en los resultados de corrida del algoritmo híbrido, no mostraron mejoría después de las 5 iteraciones, por lo cual se define un cambio en el criterio de parada de 50 a 30 iteraciones con el propósito de disminuir el tiempo computacional.

En este punto es vital destacar que uno de los aspectos relevantes del proyecto, es la premura en un escenario real con la que se requieren las rutas generadas por el algoritmo para iniciar la distribución de las ayudas humanitarias, ya que cada minuto cuenta para atenuar el porcentaje de vidas humanas perdidas; por tanto, aunque se realizó una disminución en el número de iteraciones (de 50 a 30) el tiempo computacional seguía siendo un valor muy alto para las mejoras que ofrecía; por tanto la decisión final para el inicio del pso (la hibridación), fue de 45 soluciones distribuidas en 15 óptimas, 15 medias y 15 no óptimas.

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

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

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

A continuación, se muestran los diez mejores resultados del algoritmo genético (AG) y la hibridación con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO), siendo 1 el peor tiempo y 10 el mejor.

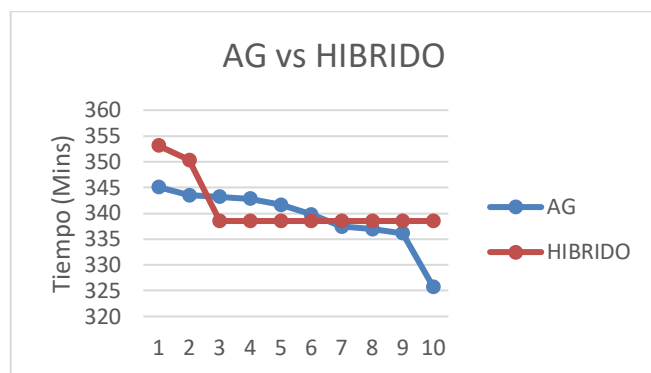


Figura 4. Resultado comparativo entre algoritmos genético (AG) y enjambre de partículas (PSO).

Fuente: Los Autores

De la figura 4, se evidencia que el mejor comportamiento de optimización le pertenece al algoritmo genético, ya que hay una mejora representativa entre las diez mejores soluciones, contrario a lo que sucede con la hibridación (resultados de algoritmo genético más PSO), porque aunque la función principal de la hibridación, es la expansión del espacio de búsqueda para obtener mejores resultados y no caer en óptimos locales, la metaheurística de algoritmo genético sigue proporcionando mejores tiempos y una gran variación, contrario al comportamiento de la hibridación que se vuelve constante después de mejorar el primer resultado.

Al comparar el resultado del mejor valor del algoritmo genético (325,784) y del pso (338,508), la diferencia entre ellos es tan solo de 0.03759%, y aunque es un valor relativamente pequeño, también se podría tomar como el porcentaje que el PSO no logra optimizar para considerar exitosa la decisión de seleccionarlo para solucionar el VRPSD propuesto, incluso, es importante recordar que en la literatura es poco común el uso de una hibridación donde el PSO es el segundo proceso para un problema de ruteo de vehículos, generalmente este (PSO), se usa como el algoritmo principal.

## 8. Resultados de la Validación

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

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

Tabla 1.

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

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

Fuente: Los Autores

Con estos resultados de las corridas se observa como el grupo de instancias R1, tienen los menores valores del GAP (diferencial), esto quiere decir que entre más dispersos estén los clientes (albergues) mejor será el desempeño del algoritmo siempre y cuando se contemple un horizonte corto de programación, o sea, que varios clientes (albergues) sean atendido por un mismo vehículo.

### 8.1. Generación de escenarios

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

Este escenario cuenta con 73 albergues entre colegios, parques, universidades y se encuentran distribuidos a lo largo de la ciudad y un depósito.

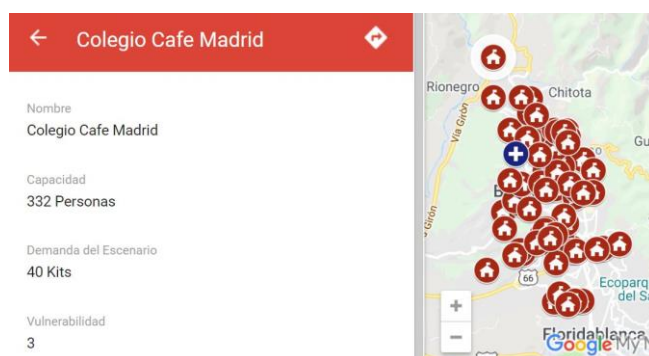


Figura 5. Visualización del albergue colegio Café Madrid y sus características.

Fuente: Adaptado de Google Maps. Nota: Demandas obtenidas por el algoritmo en un escenario con intensidad 7.

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

Maps que permita mostrar gráficamente el escenario generado con toda la información referente a vulnerabilidad, capacidad del albergue y demanda. A continuación, en la figura 5 se muestra cómo se visualiza un albergue y sus características desde la herramienta de georreferenciación.

Al plantear el escenario con intensidad 7 e ingresar los datos en el algoritmo, este último arroja los resultados de las mejores rutas a seguir para la distribución. En la figura 6 se observa una de las rutas, de manera tal que el lector pueda apreciar la forma de visualización que proporciona la herramienta de Google Maps, donde el orden que debe seguir el vehículo para visitar los albergues, es indicado por el orden del alfabeto. Seguida a la figura 6, se encuentra el hipervínculo que proporciona la posibilidad de entrar a la herramienta de Google Maps donde se refleja cada una de las rutas generadas para el recorrido total de los albergues.

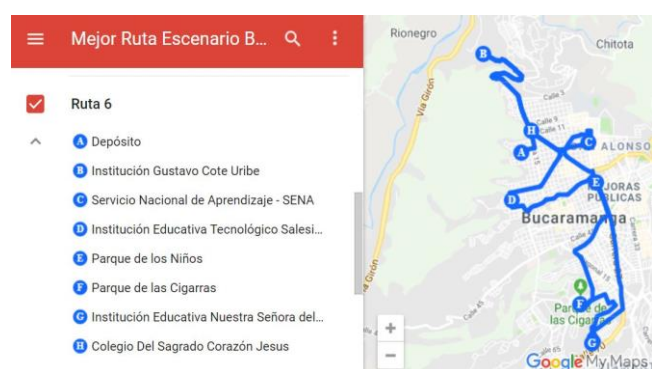


Figura 6. Visualización del albergue colegio Café Madrid y sus características.

Fuente: Adaptado de Google Maps. Nota: Rutas generadas a través del algoritmo para un escenario con intensidad 7.

## 9. Caso de estudio

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

### 9.1. Análisis de mapas

Se tomó el mapa de la división política de la ciudad de Bucaramanga para ubicar el depósito y los albergues pertenecientes a esta investigación, para lo cual usamos la herramienta de georreferenciación google maps, que nos permite establecer la localización exacta respectiva. Los albergues propuestos para la ciudad, son espacios de carácter temporal que brindan protección a las personas que han sido damnificadas a raíz de una emergencia o una amenaza; en estos espacios se ofrece techo, vestuario, medicamentos, alimento y servicios médicos a aquellos individuos en condición de vulnerabilidad por un evento destructivo de cualquier índole. Frecuentemente están ubicados en parques, colegios, universidades, salones comunales y polideportivos donde se edifican viviendas o en su defecto, tiendas de campaña. A continuación, en la figura 7 se muestra la

simbología implementada en el mapa político de la ciudad, y en la figura 8 se pueden identificar los albergues y el depósito ubicados en el mapa político.

Lugar	Icono
Depósito	
Albergue	

Figura 7. Simbología implementada para identificar los albergues y el depósito.

Fuente: Los Autores.

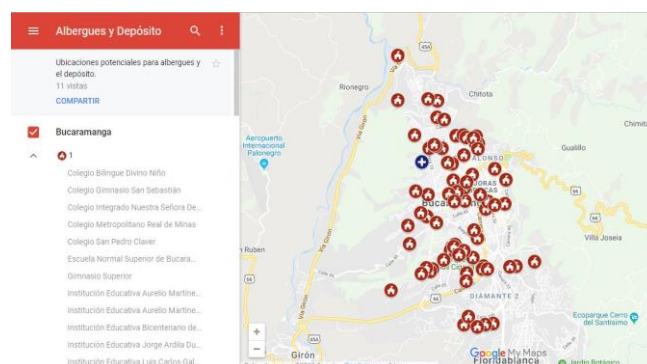


Figura 8. Ubicación de los albergues en el mapa.

Fuente: Adaptado de Google Maps.

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

Tabla 1.  
Niveles de vulnerabilidad de un albergue.

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

Fuente: Los Autores.



## 9.2. Descripción de las rutas

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

## 9.3. Cálculo de la demanda

Es necesario establecer la cantidad de kits requeridos para suplir adecuadamente los albergues y maximizar la satisfacción de los afectados por medio de la demanda media de los nodos, para realizar este análisis, se toman los datos referentes a la capacidad de cada uno de los albergues planteados por Barrera Navarro & Hernández Gómez [8].

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

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

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

$$n = \text{Número real de personas albergadas}$$

$$C = \text{Capacidad máxima del albergue}$$

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

En [8], se determina que un kit puede abastecer a un grupo de cinco (5) personas durante una semana (siete días), con base en esta información para esta investigación se asignará un kit por cada 5 personas que se encuentren refugiadas, en caso de que el número de personas no sea un múltiplo de cinco se procede a dejar un kit adicional para abastecer la necesidad del nodo, como se muestra a continuación.

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

Con el valor correspondiente al número de kits demandados, se procede a calcular la media y la desviación

estándar de los mismos, reflejando un comportamiento de distribución normal, como se muestra en la figura 9.

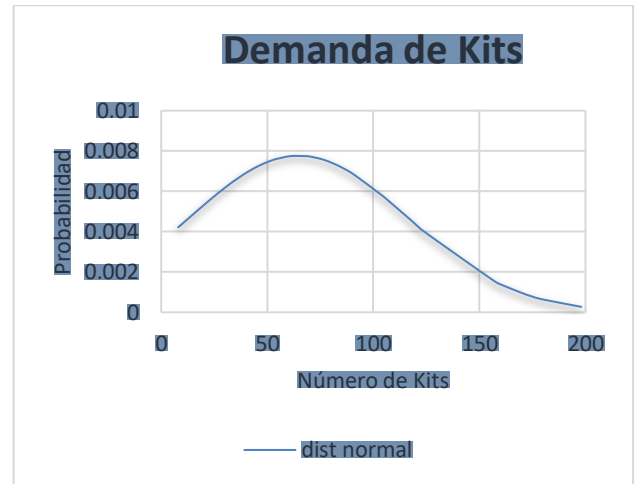


Figura 9. Comportamiento de la Probabilidad de la demanda en cantidad de kits.

Fuente: Los Autores.

## 9.4. Redes de transporte

La red de emergencia de Bucaramanga, fue construida a partir de una aplicación de Google Maps que permite geo-localizar todos los puntos comprendidos en la red, incluyendo la información de la red de carreteras (sentidos de circulación vial) y la representación geográfica de la solución. La información representada está basada en el desarrollo de proyectos de investigación anteriores [8], además de una profunda búsqueda y recolección de la información. En este proyecto, a diferencia de muchos trabajos de investigación, en los que se considera una red simétrica, se tiene en cuenta los sentidos de las vías de acuerdo a la malla vial de la ciudad, luego la red del problema de esta investigación es una red asimétrica.

En el mapa que se muestra en la figura 10, se identifican los albergues y sus respectivas vulnerabilidades, las cuales dependen de la zona en la cual se encuentran ubicados los mismos, se demarcan las fallas geológicas que atraviesan la ciudad, además se encuentran las instituciones de atención de emergencias como bomberos, defensa civil y policía, y finalmente se trazan las vías de emergencia identificadas por el Consejo Municipal para la Gestión del Riesgo de Bucaramanga (Véase individualmente los elementos representados en el mapa al hacer clic en el hipervínculo de “Red de transporte de Bucaramanga”).

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

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

– 36 en el barrio Gaitán, con una capacidad de almacenamiento de 9300 kits.

Cada kit está conformado por una caja de cartón corrugado con dimensiones de 34,2 cm de ancho, 28,4 cm de alto y 24 cm de profundidad. El kit contiene porciones para alimentar 5 personas por una semana.

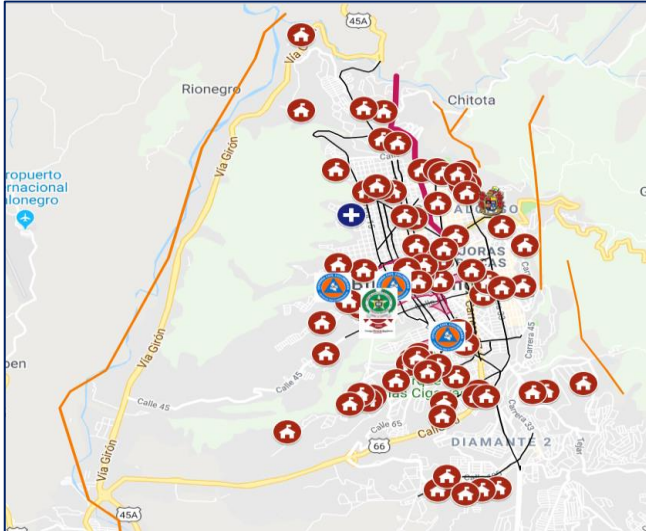


Figura 7. Red de transporte de Bucaramanga.

Fuente: Adaptado de Google Maps, [Red de transporte de Bucaramanga](#)

## 10. Conclusiones

- En la literatura se encontró que la hibridación de cualquier metaheurística con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO) proporciona mejores resultados que una única metaheurística, pero si este se toma generalmente como el algoritmo principal o inicial; contrario a lo desarrollado en este proyecto, pues el algoritmo PSO fue tomado para mejorar los resultados del algoritmo genético que se estableció como el inicial o principal. Siendo este el caso, a partir de los datos obtenidos en esta investigación se concluye que la hibridación de un algoritmo genético y algoritmo PSO, donde este último (PSO), es el secundario; no se obtiene el resultado de mejora esperado, porque los datos que arroja la hibridación son de menor calidad (tiempos con valores más altos) en comparación a los que arroja únicamente el algoritmo genético.
- Es probable que los datos presentados en esta investigación puedan converger en mejores resultados a un precio computacional muy alto (tiempos de compilación mayores a 18 horas), lo cual no es una opción para el tema objeto de este proyecto, que es la logística humanitaria donde los tiempos de respuesta son vitales para la preservación de la vida humana en casos de desastres naturales, lo cual es muy diferente a lo que se busca cuando se habla de una distribución comercial.
- A partir de la validación con las instancias de Solomon [9], se evidencia que el grupo R1 son aquellas que arrojaron mejores resultados, es decir, que el valor del

GAP (diferencial) es el menor; lo que indica que el presente algoritmo tiene un mejor desempeño cuando los albergues están dispersos y se contempla la posibilidad de que un mismo vehículo visite varios albergues, esto último lo denomina como instancias de corto horizonte de programación [9].

- Se realizó un diseño de un escenario real con intensidad 7 en la escala de Mercalli donde se obtuvieron mejores resultados de tiempo en comparación a trabajos anteriores de la literatura, como por ejemplo en la investigación de [8], donde el porcentaje de mejora en la presente investigación es de 49,344% respecto al tiempo que le toma a los vehículos hacer el recorrido total de la mejor ruta obtenida en el proyecto anteriormente mencionado.
- Para el desarrollo del algoritmo genético se escogió el operador de cruce combinado, el cual es poco usado en la literatura y el cual fue fuertemente responsable de las propiedades del algoritmo genético determinando en gran medida la evolución de la población.
- A partir de la decisión de evaluar inmediatamente las rutas una vez creadas, se garantizó la factibilidad de estas rutas sin violar la restricción de capacidad; este simple hecho potencializó el algoritmo diseñado, de forma tal, que no contempló espacios de búsqueda donde no era plausible invertir tiempo computacional pues quebrantaban las restricciones establecidas, permitiéndole al algoritmo enfocarse únicamente en rutas posibles para convertirse en óptimas.

## 11. Citation standard

- Se recomienda tomar el algoritmo PSO como la metaheurística principal a la hora de realizar una hibridación, ya que es probable que este orden, proporcione mejores resultados que usar el PSO como el método de optimización secundario, tal cual se realizó en la presente investigación.
- En la actualidad no existen referencias óptimas en la literatura para validar el VRPSD, por lo cual, muchos autores crean sus propios problemas de prueba, acción que sobrepasa los objetivos planteados en este proyecto; por tanto, se deja abierta la posibilidad de crear los parámetros adecuados para la validación del VRPSD y compararlos con los resultados aquí obtenidos como un tema a desarrollar para futuros investigadores.

## 12. Referencias Bibliográficas

- [1] IFRC, "Types of disasters, The International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies." [Online]. Available: <http://www.ifrc.org/what/disasters/types/>.
- [2] UNGRD, "Plan Nacional de Gestión del Riesgo 'Una estrategia de desarrollo,'" *Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastre*, 2016. [Online]. Available: <http://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Paginas/Plan-Nacional-de-Gestion-del-Riesgo.aspx>.
- [3] B. Vitoriano, M. T. Ortuño, G. Tirado, and J. Montero, "A multi-criteria optimization model for humanitarian aid

- distribution,” *J. Glob. Optim.*, vol. 51, no. 2, pp. 189–208, Oct. 2011.
- [4] L. Bianchi *et al.*, “Hybrid Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands,” *J. Math. Model. Algorithms Manuscr.*, 2016.
  - [5] L. Davis, “Applying adaptive algorithms to epistatic domains,” *IJCAI’85 Proc. 9th Int. Jt. Conf. Artif. Intell.*, pp. 162–164, 1985.
  - [6] B. Liu, L. Wang, and Y.-H. Jin, “An effective hybrid PSO-based algorithm for flow shop scheduling with limited buffers,” *Comput. Oper. Res.*, vol. 35, no. 9, pp. 2791–2806, Sep. 2008.
  - [7] C. Blum and A. Roli, “Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison Metaheuristics in Combinatorial Optimization,” 2003.
  - [8] A. Barrera and A. Hernandez, “Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga,” Universidad Industrial de Santander, 2016.
  - [9] M. M. Solomon, “Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints.”