

Trabajo de grado en modalidad de aplicación

[173008] Diseño de una Técnica de Solución para el Problema de Localización-Inventario-Ruteo en Logística Humanitaria

Diana Carolina Constantino De La Espriella^{a,c}, Daniela Andrea Coronado Ríos^{a,c},
Diana Catherine Herrera Ortiz^{a,c}, Angie Yohana Wilches Duarte^{a,c}

Ricardo Fernando Otero Caicedo^{b,c}, Carlos Eduardo Montoya Casas^{b,c}

^aEstudiante de Ingeniería Industrial

^bProfesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Abstract

In Colombia, floods are the most frequent and intense of the existing natural disasters, leaving high economic losses in the affected areas. They are mainly caused by heavy rainfall during the “La Niña” phenomenon and overflowing rivers in areas with high deforestation. This problem presents multiple humanitarian logistics decisions that can be considered before and after the disaster strikes. Therefore, this paper proposes a preventive solution to the Location-Inventory-Routing Problem with stochastic demand and route state, in case of a flood in Colombia. A simheuristic model was designed and carried out to respond to the uncertainty of the problem. Inside the simheuristic there are other algorithms, like the Silver Meal and the Clark & Wright heuristics that make decisions for each component individually. The solution technique was evaluated with regard to a deterministic version through different instances to measure its quality and effectiveness. The results showed that the method presented better solutions than the deterministic approach.

Keywords: Humanitarian logistics, Stochastic scenarios, Localization, Inventory, Routing, Simheuristic, CVRP

1. Justificación y planteamiento del problema

Cada año, cientos de desastres naturales: terremotos, inundaciones, deslizamientos, incendios, entre otros, afectan las vidas de millones de personas, produciendo grandes daños económicos y humanitarios. Entre los años 1994-2013, ocurrieron 6,873 desastres naturales en el mundo, provocando 1.35 millones de muertes y dejando en promedio 218 millones de personas afectadas por año (CRED, 2015). Los desastres naturales más frecuentes entre 1995 y 2015 fueron las inundaciones, siendo el 47% de estos desastres, afectando 2.3 billones de personas (UNISDR & CRED, 2015). Según datos de UNISDR & CRED (2015), este tipo de desastres han aumentado de 127 inundaciones entre 1995 y 2004 a 171 inundaciones entre 2005 y 2014.

En Sudamérica, entre 1995-2004, en promedio, 560,000 personas por año fueron afectadas por inundaciones. Entre los años 2005-2014, el número promedio de personas afectadas por año aumentó a 2.2 millones (UNISDR & CRED, 2015). De acuerdo con los informes de la ONG GermanWatch, los países latinoamericanos suelen encabezar las listas del *World Risk Index*, índice que cuantifica el impacto de eventos climáticos extremos (Kreft, Eckstein, Junghans, Kerestan, & Hagen, 2014). Para el 2016, la GermanWatch confirmó que, en el listado latinoamericano, 8 de las 15 primeras posiciones fueron de países sudamericanos, de los cuales los primeros 5 fueron: Chile, Ecuador, Panamá, Perú y Colombia (CNN, 2016).

Año tras año, Colombia se ve afectada por desastres naturales, como inundaciones y deslizamientos. Las causas principales de los desastres son los desbordamientos de los ríos y las temporadas de lluvias. Según el Departamento de Planeación Nacional (DNP, 2017), durante el periodo comprendido entre 2006-2014, el 26% de la población colombiana sufrió algún tipo de afectación por desastres naturales y 73% de estas han sido afectadas por inundaciones. De las ocho catástrofes de gran magnitud que se han presentado en Colombia, cinco han sido causadas por inundaciones: el tsunami de Tumaco de 1979, la avalancha del Río Páez, la ola invernal de 2010 y 2011, las avalanchas de Salgar en 2015 y Mocoa en 2017.

A nivel mundial, a raíz de los diferentes desastres, han surgido investigaciones en Logística Humanitaria (LH) cuyo objetivo es encontrar la mejor práctica en la toma de decisiones que se pueden presentar a lo largo de la Cadena de Suministro Humanitaria (CH). La incertidumbre de las variables es una de las características fundamentales que incide en esas decisiones de la CH y es un reto que debe ser superado (Öztaysi, Behret, Kabak, Sari, & Kahraman, 2013). Las características más dominantes de la incertidumbre son lo impredecible en la demanda en términos del tiempo, origen, tipo de recursos y la compleja coordinación de la distribución debido a diferentes daños: comunicación, infraestructura, entre otros (Tofighi, Torabi, & Mansouri, 2016).

En comparación con las Cadenas de Suministros tradicionales (CS), las CH persiguen objetivos diferentes y presentan altos niveles de incertidumbre en cada una de las variables que las afectan (Christopher, Martin; Tatham, 2014). No obstante, las CH siguen siendo una ramificación de las CS, por lo que son comparables entre sí (Tabla 1). Autores como Balcik & Beamon (2008) han destacado las grandes similitudes entre las dos, lo que permite adaptar diferentes metodologías de resolución de problemas de las CS a las CH.

<i>Aspectos</i>	<i>Contexto Logístico</i>	
	<i>Comercial</i>	<i>Humanitaria</i>
<i>Objetivo</i>	Utilidades Económicas	Impacto Social
<i>Contexto</i>	Continuo	Aleatorio
<i>Perspectiva del Tiempo</i>	El tiempo es dinero	El tiempo es vida (o muerte)
<i>Personas atendidas</i>	Clientes	Beneficiarios
<i>Fuente de Ingresos</i>	Clientes	Donantes
<i>Fuerza de Trabajo</i>	Empleados	Voluntarios, equipo

Tabla 1. Cadenas Logísticas Tradicionales Vs. Cadenas Humanitarias (Christopher, Martin; Tatham, 2014)

En la literatura, las investigaciones que se han realizado con respecto a las CH se pueden clasificar en cuatro categorías que resumen las fases del desastre: mitigación, preparación, respuesta y recuperación (Godschalk, 1991; Green III, 2002; Waugh, 2000; Waugh & Hy, 1990). Estas categorías se hacen de acuerdo con el ciclo de vida del desastre, en donde mitigación y preparación se pueden considerar como las medidas que se toman antes del desastre, respuesta son las medidas que se toman durante el desastre y recuperación son las medidas que se toman después del desastre. En la Tabla 2 se pueden ver las diferentes decisiones que se relacionan con cada categoría.

<i>Mitigación</i>	<i>Preparación</i>
✓ Zonificación y control del uso de tierras para prevenir la ocupación de áreas de alto riesgo.	✓ Identificar los lugares seguros para poder atender a la población.
✓ Capacitación para reducir la vulnerabilidad de las personas.	✓ Ubicación y/o construcción de: centro de operaciones de emergencia, albergues y centros de distribución.
✓ Construcción de barreras para desviar fuerzas de desastre.	✓ Reclutamiento de personal para realizar los servicios de emergencia y para conformar los grupos de voluntarios comunitarios.

✓ Activar medidas preventivas para controlar las situaciones en desarrollo.	✓ Planificación de emergencias.
✓ Códigos de construcción para mejorar la resistencia a desastres de las estructuras.	✓ Desarrollo de acuerdos de ayuda mutua y memorandos de entendimiento.
✓ Incentivos o desincentivos fiscales.	✓ Capacitación tanto del personal de respuesta como de los ciudadanos interesados.
✓ Controles de reconstrucción después de eventos.	✓ Educación pública basada en la amenaza.
✓ Análisis de riesgos para medir el potencial de peligros extremos.	✓ Presupuesto y adquisición de vehículos y equipos.
	✓ Desarrollo de sistemas de comunicación.

<i>Respuesta</i>	<i>Recuperación</i>
✓ Activación del plan de operaciones de emergencia.	✓ Limpieza de desechos de desastres.
✓ Apertura del centro de operaciones de emergencia y de refugios y centros provisionales de atención de médica.	✓ Asistencia financiera a individuos y gobiernos.
✓ Evacuación de poblaciones amenazadas.*	✓ Reconstrucción de carreteras y puentes e instalaciones claves.
✓ Búsqueda urbana, rescate de emergencia y atención médica.*	✓ Cuidado sostenible de las víctimas desplazadas (poblaciones humanas y animales).
✓ Preparación de recursos para atender a la población.*.Entrega de recursos a la población.	✓ Recuperación de restos humanos.
✓ Mantenimiento de las condiciones de seguridad alimentaria a largo plazo.*	✓ Reducción a corto plazo del riesgo individual de exposición a enfermedades transmitidas por el agua y por vectores.*

Tabla 2. Principales actividades en la administración de operaciones de desastres (Altay & Green, 2006; Iniestra, Arroyo López, & Enríquez Colón, 2012; Victoria, Afsar, & Prins, 2016)¹

De las fases previamente mencionadas, la LH se ha enfocado en la preparación y la respuesta debido a la similitud que hay entre algunas de sus decisiones y las que hay en la CS. Diferentes autores han investigado sobre el enfoque que debería tener una o varias de las actividades que incluyen estas fases. Para el caso de la ubicación y/o construcción de: centro de operaciones de emergencia, albergues y centros de distribución visto como el problema de localización (Chang, Tseng, & Chen, 2007) y posicionamiento (Widener & Horner, 2011). La preparación de recursos contando como el problema de control de inventario preseleccionado (Balcik & Beamon, 2008; Duran, Gutierrez, & Keskinocak, 2011; Ichoua, 2010; Mete & Zabinsky, 2010; Ukkusuri & Yushimito, 2008) y la determinación del nivel de inventario post-desastre (Noyan et al, 2016). Finalmente, la entrega de recursos como el problema de distribución (Naji-Azimi, Renaud, Ruiz, & Salari, 2012).

Estos tipos de problemas se distinguen por los altos niveles de dinamismo e incertidumbre, que afectan a la formulación de las técnicas de optimización que suelen utilizarse para abordarlos. Sin embargo, en algunas ocasiones estos problemas sólo se han abordado asumiendo certeza sobre la información del contexto. Según Chica, Juan, Cordón, & Kelton (2015) asumir restricciones, funciones objetivos y datos de entradas determinísticos, para simplificar los modelos del sistema real, ocasiona que se encuentre la solución óptima para el modelo incorrecto, poniendo en duda la validez e incluso el significado de los resultados y recomendaciones.

Debido a esto, las recientes investigaciones han tenido gran tendencia en considerar la aleatoriedad en estas decisiones para así poder describir de mejor forma los problemas reales, en donde la información no está disponible (Juan, Faulin, Grasman, Rabe, & Figueira, 2015). Como menciona Bozorgi-Amiri, Jabalameli, & Mirzapour Al-e-Hashem (2013), en la LH, es muy frecuente ver que la demanda, el abastecimiento y los costos son inciertos durante la primera etapa de respuesta al desastre.

Adicionalmente, debido a la naturaleza de los desastres, también es posible que exista incertidumbre sobre las vías de transporte necesarias para hacer la distribución de las ayudas en la atención humanitaria (Balcik, Bozkir, & Kundakcioglu, 2016). Este efecto se puede observar en la Ilustración 1, donde al hacer una planificación sin considerar un posible cambio en el estado de las vías puede conllevar a reconfigurar la planeación, una vez el desastre ya ha ocurrido.

¹ Estas actividades son referenciadas como necesidades previsibles en inundaciones por la Organización Mundial de la Salud.

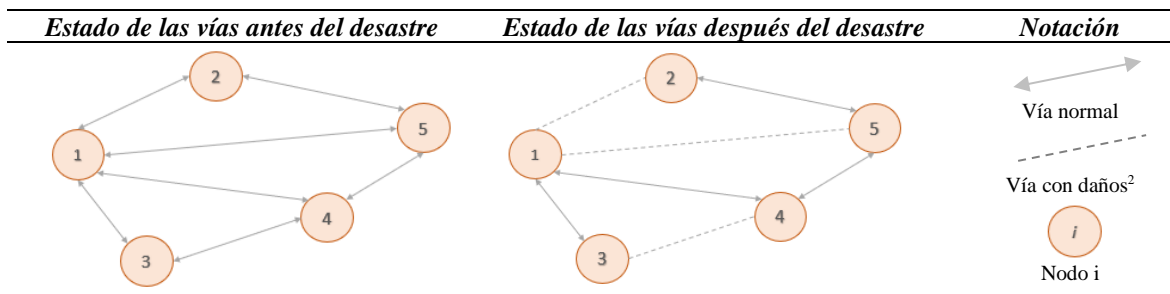


Ilustración 1. Impacto del desastre sobre el estado de las rutas. Autoría Propia

En este sentido, es importante implementar métodos de solución que contemplen la incertidumbre que implica brindar una respuesta de alivio oportuna aplicable a la realidad. Según la investigación realizada, en la LH esta característica no ha sido abordada y podría ser de mucho interés. Para lograr esto Chica et al. (2015) proponen usar simheurísticas: procedimientos que abordan la incertidumbre mediante el uso de la simulación dentro de los procedimientos de optimización para construir soluciones más robustas a la variabilidad.

Adicional a las características a las cuales se ha hecho referencia, hay autores que discuten sobre la importancia de considerar la combinación de los problemas de localización, inventario y ruteo. Esto se debe a que al abordar de forma separada estos problemas se restringe el espacio de búsqueda, sacrificando así la optimalidad de las decisiones. Ghorbani & Akbari Jokar (2016) afirman que el diseño integrado de la red de distribución en una cadena de suministro puede conllevar a un manejo logístico eficiente. Además, se puede considerar esta integración como parte fundamental del diseño del plan de emergencias y su respectiva activación haría parte de la fase de respuesta en el desastre.

En conclusión, las decisiones de localización-inventario-ruteo tienen el potencial de mejorar las operaciones siempre y cuando se considere adecuadamente el contexto que tienen en el desastre, ya que los diferentes tipos de desastres requieren diferentes tipos de respuesta (De Leeuw, Vis, & Jonkman, 2012). Para el caso de las inundaciones, la planeación de la preparación logística ha recibido poca atención y en la literatura no se detallan sus necesidades. Sin embargo, debido a que las inundaciones son los desastres de mayor ocurrencia en Colombia, y que son más fáciles de predecir y evitar que otros, estos permiten tener más tiempo para planear y reaccionar (Kunz & Reiner, 2012).

Debido a todo lo anterior, este trabajo desarrolló una técnica de solución que vincula la toma de decisión de localización de un único Centro de Distribución (CD) y albergues, políticas de inventario y distribución de recursos, considerando la incertidumbre que hay en la demanda y en el estado de las vías en el contexto de las inundaciones, en Colombia. Las decisiones mencionadas son tomadas previas a la ocurrencia del desastre, por lo que incluir la incertidumbre refleja las mejores decisiones que incluyen los diferentes escenarios que se pueden presentar en la realidad, haciendo más robustos los planes de acción y siendo más precisos en los costos de la gestión logística.

2. Antecedentes

La Cadena de suministro Humanitaria (CH), al ser un sistema complejo que presenta altos niveles de incertidumbre, ha sido abordado por muchas investigaciones desde diferentes enfoques, planteando el problema en versiones determinísticas o estocásticas, centrándose únicamente en la decisión individual de localización, inventario o ruteo, o trabajando estas decisiones de forma conjunta. En esta sección se presentan investigaciones que contienen diferentes enfoques para la solución de esta problemática.

La localización en el contexto de la logística humanitaria se centra en encontrar la mejor ubicación de instalaciones: refugios, centros de distribución, unidades médicas, entre otros, permitiendo reaccionar frente a los desastres. Park, van de Lindt, Gupta, & Cox (2012), afirman que la ubicación óptima del refugio puede reducir significativamente el número de muertes y aumentar la seguridad de una comunidad, al reducir el tiempo de evacuación.

² Se dice que una vía con daños -arco con fallas- es un camino que fue afectado por el desastre y por ende no hay paso por este.

Dalal, Mohapatra, & Mitra (2007) determinaron la ubicación de los refugios utilizando un algoritmo basado en Elzinga-Hearn, mediante la agrupación de pueblos en un número mínimo de clústeres. Doerner, Gutjahr, & Nolz (2009) abordaron el problema usando el algoritmo NSGA II desde una perspectiva multi-objetivo teniendo en cuenta los riesgos de inundación. Kongsomsaksakul, Yang, & Chen (2005) desarrollaron un modelo que identifica, en la fase anterior al desastre, el número y la ubicación de los refugios. Park et al. (2012) presentaron una metodología utilizando un algoritmo genético para localizar los refugios de evacuación vertical contra tsunamis para las personas que evacuaban a pie.

Por otro lado, el control de inventario en CH, al igual que en las CS, parten de tres necesidades fundamentales: dónde almacenar, cuándo almacenar y cuánto almacenar. Estas decisiones han sido enfrentadas previamente al desastre o después del desastre. Campbell & Jones (2011) afrontan el desastre previamente, examinando la decisión de dónde y cuánto suministro almacenar en preparación al riesgo, esto lo hacen a través de un valor de probabilidad asociada a cada punto potencial de abastecimiento asumiendo que será inaccesible por un periodo prolongado de tiempo. Rottkemper, Fischer, Blecken, & Danne (2011), confrontan el desastre después de que este ocurre, bajo un enfoque integrado de planificación de reubicación y distribución de suministros, considerando la demanda actual y los posibles desarrollos futuros.

Rabbani, Manavizadeh, Samavati, & Sammak Jalali (2015) planifican el inventario para las fases pre y posterior al desastre con el fin de determinar los lugares de reposicionamiento y los niveles de inventario, esto satisfaciendo las demandas en todas las fases del desastre. Según Balcik, Bozkir, & Kundakcioglu (2016), al ver el manejo de inventario de forma previa, posterior y de forma combinada, se evidencian mejores resultados cuando se maneja de forma continua es decir antes y después de la catástrofe.

Otra decisión logística que puede tener un impacto en la capacidad de dar una respuesta rápida después de una catástrofe es la planeación de rutas. En trabajos previos se encuentra que el ruteo se ha estructurado antes de la ocurrencia de un desastre, ya sea considerando una demanda dinámica con nodos críticos y no críticos (Victoria et al., 2016) o una demanda determinística una vez se localizan los albergues (Reyes Rubiano, 2015). No obstante, es de vital importancia tener en cuenta la incertidumbre que existe en la accesibilidad de los caminos. Por lo anterior, se han presentado modelos con disrupción estocástica de los arcos en nodos interdependientes (Shen, 2013). Además, durante la ejecución del ruteo, se debe seleccionar qué se va a transportar, es decir, qué enfoque se le dará al ruteo. El problema se puede focalizar de diferentes formas, tales como: el transporte de personal especializado para el auxilio de los afectados planteado por Reyes Rubiano (2015) y Naji-Azimi et al. (2012) o el transporte de artículos de socorro a los albergues (Ahmadi, Seifi, & Tootooni (2015).

En algunas investigaciones proponen la toma individual de decisiones de localización, inventario y ruteo. Sin embargo, la toma de estas decisiones en conjunto permite que se explore todo el espacio de búsqueda, lo que genera la posibilidad de encontrar un resultado óptimo para el problema integrado. Entre más integrado sea el diseño de la cadena de suministros, mejores decisiones podrán ser tomadas para disminuir costos operacionales y aumentar el nivel de servicio (Ghorbani & Akbari Jokar, 2016). Esto gracias a la relación directa que existe entre sus variables y parámetros. Algunos autores han incorporado de manera integrada estas tres decisiones, como Rodríguez-Espíndola & Gaytán (2015), quienes desarrollaron un método que define simultáneamente la ubicación de los refugios y los centros de distribución, junto con la pre - asignación de bienes y decisiones de distribución para satisfacer a las víctimas de las inundaciones. Así mismo, Bozorgi-Amiri et al. (2013), proponen un modelo de programación estocástica que optimiza simultáneamente las operaciones de auxilio humanitario en las fases de preparación y respuesta.

Las decisiones de localización, inventario y ruteo en las CH han sido abordadas de forma simultánea en varias ocasiones, debido a la interdependencia que existe entre ellas. El tratamiento de las tres decisiones en conjunto garantiza minimizar el total del tiempo de distribución, costos de penalización de demanda insatisfecha y costos de abrir centros de distribución (Ahmadi et al., 2015). Alem, Clark, & Moreno (2016), desarrollan un modelo de flujo estocástico en dos etapas: en la primera etapa se toman las decisiones de localización y manejo de inventario, en la segunda etapa abarca la decisión de ruteo en un horizonte multi-periodo dinámico. Rodríguez-Espíndola, Albornes, & Brewster (2017) proponen un método para la preparación ante inundaciones, centrado en la aplicación de un enfoque multi-organizacional para la localización de las instalaciones, pre-posicionamiento de stock, distribución y asignación de recursos.

La revisión de la literatura se puede ver en mayor detalle a continuación en la Tabla 3

<i>Autor</i>	<i>LH</i>	<i>CS</i>	<i>Tema</i>	<i>Función Objetivo</i>	<i>Técnica de solución</i>
Balcik & Beamon (2008)	x		Decisión conjunta: Localización-Inventario	Maximizar el cubrimiento de la demanda.	Modelo matemático
Ghorbani & Akbari Jokar (2016)		x	Decisión jerárquica: Localización-Inventario-Ruteo	Minimizar los costos totales	(IC-SA) Imperialist Competitive-Simulated Annealing
Bozorgi-Amiri et al. (2013)	x		Decisión conjunta: Localización-Inventario-Ruteo	Minimizar los costos totales y maximizar la satisfacción de los clientes	Programación robusta multi-objetivo. Método L-P Metrics
Chang et al. (2007)	x		Decisión jerárquica: Localización-Inventario	Minimizar distancia y minimizar los costos totales	(SAA) Sample Average Approximation
Hu, Han, & Meng (2017)	x		Pre-posicionamiento y post-posicionamiento de inventario	Minimizar los costos totales	Modelo de programación estocástico en dos etapas antes del desastre y después del desastre
Rayat, Musavi, & Bozorgi-Amiri (2017)	x		Decisión conjunta: Localización-Inventario-Ruteo	Minimizar los costos totales	Modelo de programación no lineal mixto, bi-objetivo, metaheurística AMOSA
Caunhye, Zhang, Li, & Nie (2016)	x		Decisión jerárquica: Localización, ruteo - Inventario	Minimizar la suma ponderada del costo total de la creación de almacenes y el transporte.	Modelo entero mixto no lineal
Alem et al. (2016)	x		Decisión jerárquica: Localización, inventario - Ruteo	Minimización de una suma ponderada del costo por etapas.	Modelo matemático lineal
Rodríguez-Espíndola et al. (2017)	x		Decisión conjunta: Localización-Inventario-Ruteo	Minimizar los costos totales y minimizar el máximo desabastecimiento de productos y servicios.	Modelo matemático bi-objetivo y utilización de un Sistema de Información Geográfica (SIG)
Guerrero, Prodron, Velasco, & Amaya (2013)	x		Decisión conjunta: Inventario-Localización-Ruteo	Minimizar los costos totales	Heurística híbrida
Reyes Rubiano (2015)	x		Decisión jerárquica: Localización-Ruteo	Minimizar tiempo de atención	Algoritmo heurístico
Shen (2013)		x	Ruteo	Minimizar los costos totales	Scenario-based stochastic mixed-integer programs
Hu et al. (2017)	x		Inventario	Minimizar los costos totales	Análisis numérico
Noyan, Balcik, & Atakan (2016)		x	Inventario	Minimizar los costos totales	Heurística híbrida, Método L-shaped
Sawik (2014)	x		Inventario	Minimizar los costos totales y maximizar el nivel de servicio al cliente	Modelo de programación mixto, manejo computacional
Chanta & Sangsawang (2012)	x		Localización	Maximizar el número de víctimas que llegan a un refugio y minimizar la distancia total.	Modelo de programación bi-objetivo basado en la ubicación de cobertura máxima. P-mediana
Maliszewski & Horner (2010)	x		Localización	Maximizar la distancia total ponderada a zonas críticas y minimizar la distancia total recorrida	Modelo matemático lineal
Rodríguez-Espíndola & Gaytán (2015)	x		Decisión conjunta: Localización-Ruteo	Minimizar los costos totales y minimizar distancia total recorrida	Modelo multimodal bajo dos criterios de optimización
Campbell & Jones (2011)	x		Inventario	Almacenamiento óptimo	Análisis de sensibilidad, probabilidad
Dalal et al. (2007)	x		Localización	Minimizar el daño máximo a la población.	Método de Elzinga-Hearn

Zhao & Chen (2015)	x	Localización	Maximizar la cobertura de la demanda, minimizar la suma de las distancias ponderadas y minimizar el tiempo de respuesta.	Algoritmo genético-
Doerner et al. (2009)	x	Localización	Minimizar los costos totales	Algoritmo NSGA-II.
Kongsomsaksakul et al. (2005)	x	Localización	Minimizar el tiempo total de evacuación	Algoritmo genético.
Park et al. (2012)	x	Localización	Minimizar el tiempo de evacuación.	Algoritmo genético.
Ahmadi, Seifi, & Tootooni (2015)	x	Decisión conjunta: Inventario-Localización-Ruteo	Minimizar tiempos entre nodos. Minimizar costos de demanda insatisfecha.	Variable Neighborhood Search.
Naji-Azimi et al. (2012)	x	Decisión conjunta: Ruteo-Localización	Minimizar la distancia entre nodos.	Heurística de arranque múltiple.
Victoria et al. (2016)	x	Ruteo	Minimizar el tiempo de arribos en puntos críticos.	Multi Start Iterated Local Search (MS-ILS).

Tabla 3. Resumen de la literatura investigada para la solución del problema.

3. Objetivos

Diseñar una técnica de solución para los problemas de localización, políticas de inventario y/o ruteo en la cadena de suministro humanitaria, bajo un escenario teórico de inundaciones en Colombia, considerando incertidumbre en la demanda y en el estado de las vías.

- ✓ Diseñar un (unos) modelo(s) matemático(s) que considere(n) las condiciones del problema.
- ✓ Diseñar una técnica de solución para la versión determinística del problema.
- ✓ Construir un caso de estudio a partir del contexto en las inundaciones ocurridas en Colombia.
- ✓ Definir la técnica de solución para la versión estocástica del problema.
- ✓ Evaluar el desempeño de la técnica de solución con el caso de estudio.

4. Definición del Problema

Esta investigación aborda un problema de logística humanitaria que integra la localización de albergues y un único CD, inventario de kits y el ruteo de estos entre cada una de las instalaciones.

La región a estudiar se encuentra dividida en zonas, en donde cada una de estas cuenta con una cantidad determinada de puntos seguros (PS) no afectados por la inundación. Cada zona tiene un número de personas víctimas del desastre, y solo un porcentaje de estas terminan acudiendo a los albergues, el resto acuden a familiares en otros lugares o ciudades. La asignación de los mencionados es realizada una sola vez al comenzar la ejecución del plan de acción. A medida que pasa el tiempo se busca que los medios de vida de los afectados sean cubiertos (UNGRD, 2016), es decir, se busca devolverles las capacidades, activos o actividades necesarios para vivir (Scoones, 1998). Por esta razón, la demanda de un albergue disminuye a medida que pasa el tiempo.

Cada PS puede ser una ubicación potencial para una instalación – CD y/o albergue- necesaria para dar respuesta a la emergencia (Ilustración 2). Cada instalación ubicada se caracteriza por la capacidad de atención que puede brindar. Dicha capacidad es un criterio que puede ser seleccionado de acuerdo con los tipos disponibles brindados por las instituciones coordinadoras de la gestión del riesgo -Cruz roja, cuerpos de socorro, entre otros-.

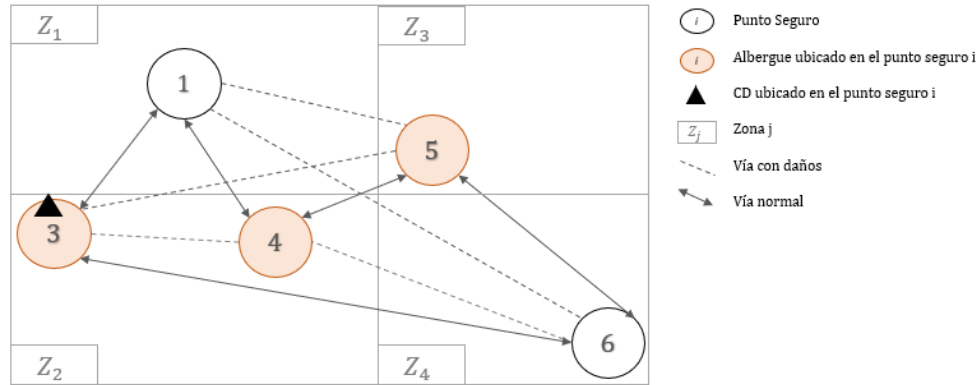


Ilustración 2. Representación de las decisiones a considerar. Autoría Propia

Con el fin de atender a las víctimas asignadas, cada albergue debe proveer a los afectados unos recursos que les permita cubrir sus necesidades. Estos recursos han sido definidos por la UNGRD, los cuales son: kits de cocina, aseo, mercado y medicamentos, que componen los tipos de kits, que se le dará a cada persona o familia. Los kits provienen de las donaciones que se consolidan en el CD y son enviadas a los albergues de acuerdo con la demanda que tengan durante la planeación. La distribución de los recursos solo se encuentra restringida por la capacidad de carga que tiene una flota homogénea, lo que implica tener respuesta al problema clásico de ruteo de vehículos capacitado (CVRP) (Akhtar, et al., 2017).

Finalmente, se aclara que la planeación de la emergencia se considera en un intervalo de tiempo (T): días, semanas, meses.

5. Metodología

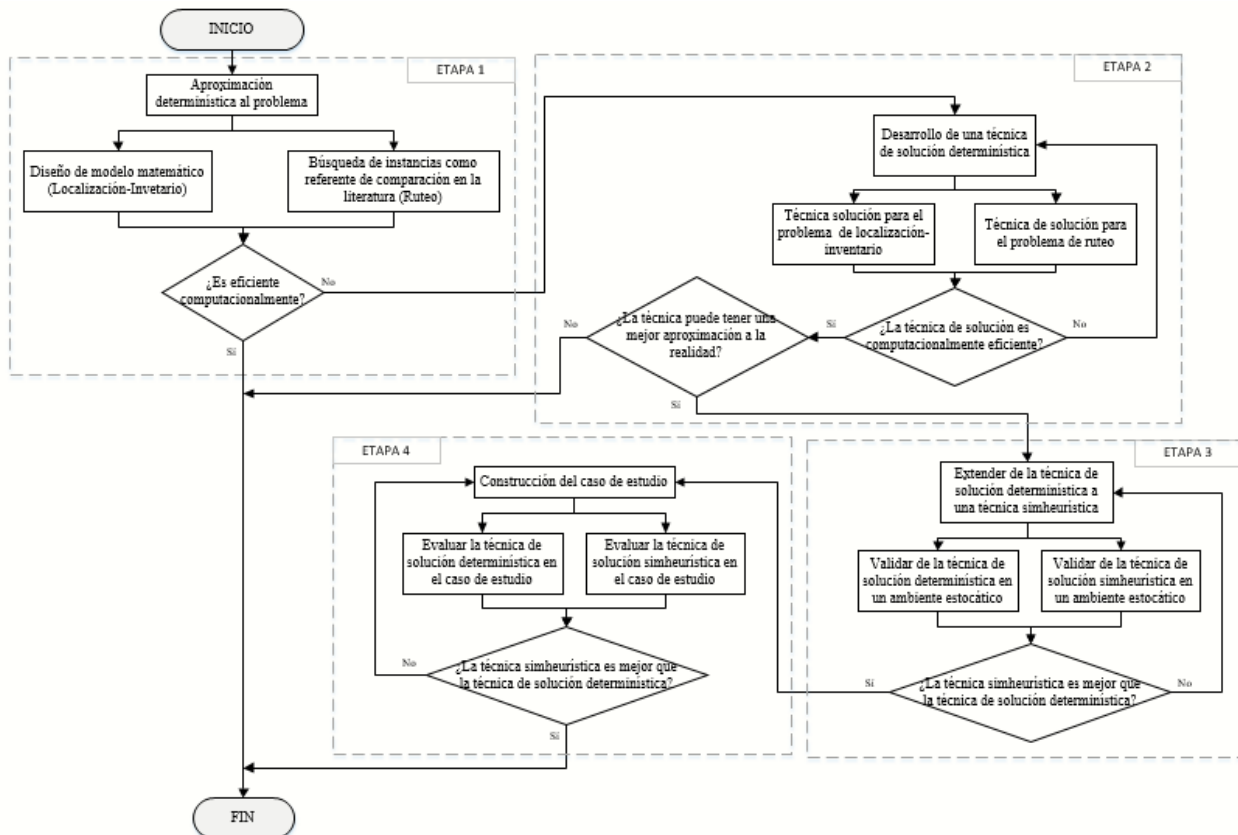


Ilustración 3. Metodología propuesta. Autoría propia.

Como se observa en la Ilustración 3, el primer acercamiento para dar solución al problema se hizo desde el enfoque determinístico. Se decide partir la toma de decisiones por localización-inventario y ruteo debido a la complejidad del problema. Decisión que se considera pertinente por las características de los costos de localización e inventario, que serán en la mayoría de las veces predominantes ante los costos de ruteo. Dadas las condiciones del problema, el modelo no pudo responder a sus necesidades y consecuentemente se diseñó una técnica de solución, para así obtener buenas soluciones en tiempos computacionales eficientes. Para la parte del ruteo se aplicó una técnica que pudiera brindar buenas soluciones en comparación con resultados óptimos que se pueden encontrar en la literatura. Finalmente, se elaboró una técnica de solución estocástica contemplando el uso de técnicas simheurísticas para aproximarse al comportamiento de la realidad en los desastres. A esta técnica se le hizo una evaluación en un contexto real y se comparó con el desempeño de la técnica determinística.

5.1. Diseño del modelo matemático para el problema determinístico

Un primer acercamiento a la construcción de la solución del problema planteado es el diseño de un modelo matemático que pueda considerar las decisiones de localización-inventario. Debido a la alta complejidad combinatoria del modelo, no se incorporó el componente del ruteo.

La especificación del modelo matemático se basa en las siguientes notaciones:

Entradas:

N	Conjunto de número de zonas en las que se divide la ciudad afectada.
M	Conjunto de puntos seguros en los cuales se podrían localizar las instalaciones.
T	Conjunto de periodos en los que se atiende la emergencia.
K	Conjunto de tipos de kits.
C	Conjunto de tipos de Centros de Distribución (CD).
A	Conjunto de tipos de albergue.
GM	Número muy grande.
D_{MAX}	Distancia máxima que una persona está dispuesta a recorrer para llegar a un albergue.
CK_A	Costo fijo de pedir kits en un albergue.
CK_{CD}	Costo fijo de pedir kits en un Centro de Distribución.
CA_{CD_c}	Costo de apertura de un Centro de Distribución tipo $c \in C$.
CA_{A_a}	Costo de apertura de un albergue tipo $a \in A$.
$KM_{NODOS_{i,i}}$	Distancia del punto seguro $i \in M$ al punto seguro $j \in M$.
$KM_{NODOZONA_{ij}}$	Distancia del punto seguro $i \in M$ a la zona $j \in N$.
D_n	Demanda en personas en la zona $n \in N$.
CI_{CD_k}	Costo de mantener en inventario una unidad de kit tipo $k \in K$ en un CD.
CI_{A_k}	Costo de mantener en inventario una unidad de kit tipo $k \in K$ en un albergue.
CU_k	Costo unitario de un kit tipo $k \in K$.
CAP_{A_a}	Capacidad del albergue tipo $a \in A$.
$CAP_{CD_{c,k}}$	Capacidad de almacenar un kit tipo $k \in K$ en un CD tipo $c \in C$.
$SSA_{a,k}$	Stock de seguridad del kit tipo $k \in K$ en el albergue tipo $a \in A$.
$SSC_{c,k}$	Stock de seguridad del kit tipo $k \in K$ el CD tipo $c \in C$.
TD_t	Tasa de disminución de la demanda por periodo $t \in T$.

$$P_{i,n} = \begin{cases} 1, & \text{sí el punto seguro } i \text{ puede atender la zona } n \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall n \in N.$$

$$B_{i,n} = \begin{cases} 1, & \text{sí el punto seguro } i \text{ está ubicado en la zona } n \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall n \in N.$$

Variables de decisión:

$W_{i,j,k,t}$	Cantidad de kit tipo k que envía el CD en el nodo i al albergue en el nodo j en el periodo t
$IA_{k,i,t}$	Cantidad de kit tipo k que almacena el albergue en el nodo i al final del periodo t
$IC_{k,i,t}$	Cantidad de kit tipo k que tiene el CD en el nodo i al final del periodo t
$R_{k,i,t}$	Cantidad de kit tipo k que recibe el CD ubicado en el punto seguro i en el periodo t
$Y_{i,n}$	Número de personas de la zona n asignadas al albergue ubicado en el nodo i en el primer periodo
$YP_{i,t}$	Número de personas de la zona n asignadas al albergue ubicado en el nodo i en el periodo t
$QKITS_{i,k,t}$	Cantidad de kits tipo k que necesita el albergue ubicado en el nodo i en el periodo t
$XC_{i,c}$	$\begin{cases} 1, & \text{si el punto seguro } i \text{ se abre un CD tipo } c \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall c \in C.$
$XA_{i,a}$	$\begin{cases} 1, & \text{si el punto seguro } i \text{ se abre un albergue tipo } a \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall a \in A.$
$OA_{i,t}$	$\begin{cases} 1, & \text{si el albergue ubicado en el punto } i \text{ realiza} \\ & \text{un pedido en el periodo } t \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall t \in T.$
$OC_{i,t}$	$\begin{cases} 1, & \text{si el CD ubicado en el punto } i \text{ realiza un} \\ & \text{pedido en el periodo } t \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall t \in T.$
$BOOM_{i,j,t}$	$\begin{cases} 1, & \text{si el CD en el nodo } i \text{ atiende al albergue en el} \\ & \text{nodo } j \text{ en el periodo } t \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad \forall i \in M, \forall j \in M, \forall t \in T.$

La formulación del modelo es la siguiente:

$$\begin{aligned}
\text{Minimizar } f(x) = & \sum_{\forall i} \sum_{\forall c} XC_{i,c} * CA_{CD_c} + \sum_{\forall i} \sum_{\forall a} XA_{i,a} * CA_{A_a} + \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} BOOM_{i,j,t} \\
& * KM_{NODOS_{i,j}} + \sum_{\forall i} \sum_{\forall t} (CK_{_A} * OA_{i,t} + CK_{_CD} * OC_{i,t}) + \sum_{\forall k} \sum_{\forall i} \sum_{\forall t} (CI_{_A_k} \\
& * IA_{k,i,t} + CI_{_CD_k} * IC_{k,i,t}) + \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall k} \sum_{\forall t} W_{i,j,k,t} * CU_k + \sum_{\forall k} \sum_{\forall i} \sum_{\forall t} R_{k,i,t} * CU_k
\end{aligned} \tag{1}$$

Sujeto a:

$$\sum_{\forall i} \sum_{\forall c} XC_{i,c} = 1 \tag{2}$$

$$\sum_{\forall i} \sum_{\forall a} XA_{i,a} * B_{i,n} \leq 1 \quad \forall n \in N \tag{3}$$

$$GM * P_{i,n} \geq Y_{i,n} \quad \forall i \in M, \forall n \in N \tag{4}$$

$$\sum_{\forall n} Y_{i,n} \leq \sum_{\forall a} CAP_{A_a} * XA_{i,a} \quad \forall i \in M \tag{5}$$

$$\sum_{\forall k} W_{i,j,k,t} \leq BOOM_{i,j,t} * GM \quad \forall i, j \in M, \forall t \in T \tag{6}$$

$$\sum_{\forall j} \sum_{\forall t} BOOM_{i,j,t} \leq \sum_{\forall c} XC_{i,c} * |T| * |M| \quad \forall i \in M \quad (7)$$

$$D_n = \sum_{\forall i} Y_{i,n} \quad \forall n \in N \quad (8)$$

$$IC_{k,i,t} \leq \sum_{\forall c} XC_{i,c} * CAP_{CD_{c,k}} \quad \forall i \in M, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (9)$$

$$YP_{i,t} \geq \sum_{\forall n} Y_{i,n} * (1 - TD_t) \quad \forall i \in M, \forall t \in T \quad (10)$$

$$\begin{aligned} QKITS_{i,cocina,t} &\geq \frac{YP_{i,t}}{4} \quad \forall i \in M, \forall t \in T \\ QKITS_{i,aseo,t} &= YP_{i,t} \quad \forall i \in M, \forall t \in T \\ QKITS_{i,mercado,t} &= YP_{i,t} \quad \forall i \in M, \forall t \in T \\ QKITS_{i,medicamentos,t} &\geq YP_{i,t} * 0.1 \quad \forall i \in M, \forall t \in T \end{aligned} \quad (11)$$

$$IA_{k,i,1} = \sum_{\forall m} W_{j,i,k,1} - QKITS_{i,k,1} \quad \forall i \in M, \forall k \in K$$

$$IA_{k,i,t} = IA_{k,i,t-1} + \sum_{\forall i} W_{j,i,k,t} - QKITS_{i,k,t} \quad \forall i \in M, \forall k \in K, \forall t \in \frac{T}{t} > 1 \quad (12)$$

$$\begin{aligned} IC_{k,i,1} &= R_{k,i,1} - \sum_{\forall i} W_{i,j,k,1} \quad \forall k \in K, \forall i \in M \\ IC_{k,i,t} &= IC_{k,i,t-1} + R_{k,i,t} - \sum_{\forall j \in M} W_{i,j,k,t} \quad \forall i \in M, \forall k \in K, \forall t \in T / t > 1 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\sum_{\forall j \in M} \sum_{\forall k} W_{j,i,k,t} \leq OA_{m,t} * GM \quad \forall i \in M, \forall t \in T \quad (14)$$

$$\sum_{\forall k} R_{k,m,t} \leq OC_{m,t} * GM \quad \forall m \in M, \forall t \in T \quad (15)$$

$$IA_{k,m,t} \geq \sum_{\forall a} SSA_{k,a} * XA_{i,a} \quad \forall m \in M, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (16)$$

La función objetivo del modelo (1) busca minimizar los costos asociados a la localización de instalaciones y manejo de inventario en cada una de ellas. La restricción (2) busca que solo se pueda instalar un CD y la restricción (3) que solo se ubique un albergue de un tipo por zona. La restricción (4) establece que solo se puede atender a esa zona si está dentro de la distancia máxima que las personas están dispuestas a recorrer. La restricción (5) busca que la cantidad de personas asignadas a un albergue no supere la capacidad de este. La restricción (6) permite que el CD solo envíe kits a los albergues que le fueron asignados y la (7) que solo el CD abierto pueda enviar kits. La restricción (8) obliga a que se supla toda la demanda. La restricción (9) busca que el inventario almacenado al final de un periodo no supere la capacidad del CD. La restricción (10) hace que la demanda en cada periodo siempre debe sea menor a la demanda del periodo anterior en función de la tasa de disminución. La restricción (11) establece la cantidad de cada tipo de kit que se debe suplir por albergue según la conversión de número de personas a número de kits. La restricción (12) calcula el inventario final de cada tipo de kit, en cada periodo, en cada albergue y la (13) el inventario final de cada tipo de kit, en cada periodo, en el CD. La restricción (14) permite que solo se envíen kits al albergue si se realiza un pedido y la (15) que solo se envíen kits al CD si este realiza un pedido. La restricción (16) busca que se tenga un stock de seguridad en el inventario final del albergue en cada periodo.

De acuerdo con lo anterior y debido a las características del problema, el modelo no es suficiente para resolver un problema de tamaño real. Por lo tanto, se procede a diseñar una técnica de solución con mejor desempeño computacional, que cumpla las necesidades mencionadas.

5.2. Diseño de la técnica de solución para la versión determinística de localización-inventario

El problema determinístico de localización e inventario fue abordado a través de un Algoritmo Genético (GA) encargado de la ubicación de los albergues y el CD. En donde, a partir de cada configuración de localización del cromosoma, se resuelve el problema de inventario usando la heurística Silver Meal.

El GA es una metaheurística adaptativa propuesta originalmente por Jhon Henry Holland (1975). Este método metaheurístico busca imitar la teoría de evolución biológica de Darwin, involucrando la selección natural (Biscontini, 2017). En general, el GA toma una población inicial de individuos -donde cada uno representa una solución al problema que se está abordando- a los cuales se les realizan manipulaciones aleatorizadas, como el cruce y la mutación (Muñoz & Rodríguez, 2012). Su particularidad consiste en que en cada iteración estudia un conjunto de soluciones a partir de las operaciones mencionadas, para combinar sus características de estas con ánimo de obtener poblaciones de mejor calidad (García, 2013).

La selección de este tipo de algoritmo se definió bajo la premisa de que puede utilizarse cuando se abordan problemas muy complejos y que al resolverlos puede llegar a consumir demasiado tiempo (Biscontini, 2017).

Cromosoma:

El GA propuesto en este documento opera sobre la decisión de localización de albergues y un único CD, decisiones que implican en qué nodos se ubicará cada eslabón y de qué tipo será cada uno de estos. Para esto, la codificación de cada cromosoma es representada por 2 matrices [M, N], donde:

M representa el número de eslabones que tiene la CH, en este caso 2: Albergues y CD
N representa el número de puntos seguros en donde se puede ubicar cada eslabón.

La primera matriz representa, por filas, la decisión binaria de ubicación de albergue, donde 1 representa si el eslabón M se ubicará en el punto seguro N. La segunda matriz representa, por filas, la decisión entera del tipo de instalación que se abrirá, para cada M. Esta codificación se puede observar con un ejemplo mostrado en la Tabla 4.

		<i>Matriz 1: Binaria</i>				<i>Matriz 2: Entera</i>			
	Eslabón								
	Albergues	0	1	1	0	0	2	4	0
	CD	0	1	0	0	0	3	0	0
		1	2	3	4	1	2	3	4
					← Punto Seguro				← Punto Seguro
En el punto seguro 2 y 3 se localizó un albergue respectivamente, en el punto seguro 2 se localizó un CD.					Los albergues ubicados en los puntos seguros 2 y 3 son de tipo 2 y 4 respectivamente, el CD ubicado en el punto seguro 2 es de tipo 3.				

Tabla 4. Codificación del cromosoma. Autoría Propia

Cada cromosoma guarda la información relacionada a las decisiones de localización mencionadas. En este caso, luego de obtener la configuración de localización, se realiza el algoritmo Silver Meal. El cromosoma **debe guardar también** la información obtenida de la política de inventarios.

El método heurístico Silver Meal fue desarrollado por Edward Silver y H.C. Meal (1973). Este método es una política de inventarios que tiene como objetivo minimizar los costos promedios de ordenar productos y mantener inventario por unidad de tiempo. Fue diseñada específicamente para determinar de manera simple y efectiva una estrategia de reabastecimiento para el caso de un patrón de demanda variable en el tiempo, pero determinista (Silver & Miltenburg, 1984). La política ha demostrado un buen rendimiento en situaciones en que el comportamiento de la demanda es muy variable (Bustos & Chacón, 2010). Además, debido a su simplicidad y atractivo intuitivo, se ha desempeñado muy bien en las decisiones de la selección del tamaño de lote y ha sido

recibida favorablemente por un número de profesionales que han trabajado con esta (Silver & Miltenburg, 1984).

La política de inventario es realizada por tipo de kit en los albergues y CD abiertos, en donde el criterio de parada es el aumento de la Tasa Costo (TC) o el exceso de la capacidad con el inventario final. Para la ejecución de la política, se obtiene del cromosoma: la capacidad, demanda periódica y Stock de Seguridad (SS) de cada tipo de kit, por cada tipo de instalación. Es importante aclarar que al CD no se le asigna SS debido a que, en la realización de la técnica en el contexto estocástico, el efecto de la variabilidad en la demanda se absorbe con el SS de los albergues. Por lo anterior, la liberación de órdenes de los albergues al CD queda fija, dejando innecesario el uso del Stock de Seguridad -en el CD-, puesto que el requerimiento neto de este no presentará variaciones.

En la Ilustración 4, se muestra el pseudocódigo generado para la técnica de solución determinística de localización e inventario. Para cada uno de los procedimientos, selección, cruce, mutación, reparación y asignación se seleccionaron diferentes criterios. Para la selección se escogen 2 soluciones a cruzar por el método de la ruleta. En el cruce se utilizó el operador de cruce basado en un punto para la información asociada a la localización de los albergues, en el cual se genera una posición al azar para realizar el corte, para la información asociada a la localización del CD se tienen dos casos -ambos con la misma probabilidad de ocurrencia-:

- i. El hijo 1 obtiene la información del papá 1 y el hijo 2 la obtiene del papá 2
- ii. El hijo 1 obtiene la información del papá 2 y el hijo 2 la obtiene del papá 1

Con respecto a la mutación, se abren o cierran, albergues en puntos seguros aleatorios. En caso tal que la solución resultante del cruce o la mutación sea infactible se procede a realizar una reparación, en la que se abren albergues hasta que la capacidad de estos y la de los existentes supere la demanda. Finalmente, el orden de asignación de las personas se realiza comenzando desde el albergue más cercano al CD al más lejano. Las personas son enviadas al albergue que cumple con la distancia máxima que están dispuestas a recorrer desde la zona en donde se encuentran.

Adicional a esto, los parámetros del GA fueron hallados a través de una parametrización manual según el comportamiento del algoritmo, obteniendo como mejores opciones un tamaño de población de: 50 y número de generaciones de: 100.

Pseudocódigo Algoritmo Genético

Inicializar datos {0}
Generar población inicial
Asignación
Silver Meal

Para cada Generación = 1 ***hasta*** MaxGeneraciones

Para cada Individuo = 1 ***hasta*** TamPoblación

- i. Calcular función objetivo
- ii. Mejor Papá = individuo con menor función objetivo en la Generación
- iii. Calcular probabilidad de sobrevivencia
- iv. Selección
- v. Cruce
 - a. Mutación***Si*** individuo es infactible
Reparación
Fin si
- vi. Asignación
- vii. Silver Meal

Fin Para

Reemplazar mejor papá en la población actual

Fin para

Ilustración 4. Pseudocódigo Algoritmo genético. Autoría Propia

5.3. Resultados obtenidos localización-inventario: Modelo matemático vs. Algoritmo genético

Para poder validar la técnica de solución se utilizaron tres tipos de instancias, las cuales se definieron como: pequeña con 4 puntos seguros, mediana con 9 puntos seguro y grande con 15 puntos seguros. La solución arrojada por el algoritmo genético se comparó con la solución del modelo matemático, pero relajando las variables enteras y binarias, con lo cual se permite que todas las variables de decisión puedan tomar cualquier valor sin importar la naturalidad de estas, es decir, una variable entera o binaria pueda tomar valores reales. Esto permite encontrar una cota inferior -no factible- como punto de referencia a la solución óptima del problema. Mientras se pueda garantizar que la solución generada por la técnica es factible, el valor óptimo se debe encontrar entre la cota inferior del modelo y el resultado obtenido por la técnica de solución.

En la instancias pequeñas si fue posible encontrar la soluciones óptimas, pero en los otros dos tipos de instancias no. Por tanto, se decidió poner restricción de tiempo para poder encontrar una solución entera factible con el fin de validar que tan buena era la cota inferior

La ejecución del modelo se realizó mediante el software Gusek. El GA se elaboró utilizando el software Visual Basic For Applications (VBA) de Excel-Microsoft Office. Teniendo esto en cuenta, para cada instancia se calcula como indicador de desempeño la diferencia porcentual de los costos (GAP). En la Tabla 5 se pueden observar los resultados obtenidos y el desempeño de la técnica en comparación con el modelo matemático.

Instancia	Periodos	Demanda por zonas	Solución GA-Silver Meal	Modelo Matemático				
				Relajado		Óptimo		
				F.O.	GAP	F.O.	GAP	
4 Nodos	2	P1	51 44 54 59	\$ 12.221	\$ 11.737	3,96%	\$ 12.027	1,59%
		P2	43 44 42 54	\$ 10.772	\$ 10.478	2,73%	\$ 10.579	1,79%
		P3	40 51 53 42	\$ 10.919	\$ 10.629	2,66%	\$ 10.728	1,75%
		P4	52 41 49 40	\$ 10.731	\$ 10.427	2,83%	\$ 10.529	1,88%
		P5	49 49 53 49	\$ 11.558	\$ 11.334	1,94%	\$ 11.372	1,61%
				Mínimo	1,94%	Mínimo	1,59%	
				Máximo	3,96%	Máximo	1,88%	
9 Nodos	3	M1	51 44 54 59	\$ 16.546	\$ 15.883	4,01%	\$ 16.228	1,92%
		M2	43 48 45 53	\$ 14.842	\$ 14.549	1,97%	\$ 14.715	0,86%
		M3	55 55 44 42	\$ 15.460	\$ 15.041	2,71%	\$ 15.131	2,13%
		M4	52 40 45 52	\$ 14.986	\$ 14.549	2,92%	\$ 14.715	1,81%
		M5	54 53 54 54	\$ 17.042	\$ 16.375	3,91%	\$ 16.664	2,21%
				Mínimo	1,97%	Mínimo	0,86%	
				Máximo	4,01%	Máximo	2,21%	
15 Nodos	4	G1	51 44 54 59	\$ 21.273	\$ 19.514	8,27%	\$ 19.908	6,41%
		G2	59 43 53 46	\$ 20.556	\$ 18.900	8,06%	\$ 19.308	6,07%
		G3	55 45 46 41	\$ 19.081	\$ 17.674	7,37%	\$ 17.823	6,59%
		G4	42 50 44 53	\$ 19.233	\$ 17.849	7,20%	\$ 18.021	6,30%
		G5	43 40 48 54	\$ 18.913	\$ 17.499	7,48%	\$ 17.649	6,68%
				Mínimo	7,20%	Mínimo	6,07%	
				Máximo	8,27%	Máximo	6,68%	

Tabla 5. Resultados Modelo Matemático vs. Solución Técnica de Solución Determinística.

De acuerdo con los resultados obtenidos en la tabla 10, se calcula que la técnica de solución determinística reporta un GAP promedio con respecto al modelo matemático relajado del 2,82% para las instancias pequeñas, 3,10% para las instancias medianas y 7,67% para las instancias grandes. Aunque el GAP tiende a aumentar a medida que aumenta el tamaño del problema, esto se debe a que la cota inferior está empeorando con respecto al óptimo debido al crecimiento de variables binarias relajadas, que representan la parte de localización o incluso al crecimiento de variables enteras relajadas para la parte de inventario. Esto se puede validar con la mejor solución entera que se encontró para cada instancia, adicional a esto, se logra ver que en la instancia pequeña y mediana el GAP no supera el 3%, mostrando la calidad de la solución determinística propuesta. También se puede observar que la diferencia entre los valores máximos y mínimos disminuye pasando de 2.02pp³ en las

instancias pequeñas a 1.07pp en las instancias grandes. Estos resultados son aceptables y permiten validar la técnica de solución determinística para los problemas de localización-inventario debido a que la comparación se está realizando con la cota relajada y es de esperar que, si se pudieran comparar con la cota óptima, el GAP disminuya, como ocurre con las instancias pequeñas.

5.4. Técnica de solución para la versión determinística de ruteo

Luego de haber realizado y validado la técnica de solución para la localización y el inventario. Se realiza por cromosoma la técnica de solución de ruteo para un CVRP a través del algoritmo Clark and Wright, a partir de la información de la ubicación de las instalaciones, el número de personas asignadas a los albergues y la política de inventario que indica cuántos kits deben enviarse del CD a los albergues.

La toma de decisiones de ruteo es un problema de programación entero que hace parte de la categoría de problemas NP-Hard (Caccetta, Alameen, & Abdul-Niby, 2013), y ha sido ampliamente abordado en la literatura. Mientras se aumenta el tamaño de este problema, no habrá garantía de encontrar recorridos óptimos en tiempos computacionales razonables (Achuthan & Caccetta, 1991). Como ya se ha mencionado, el ruteo se abordó como un CVRP. Para dar respuesta a este y debido a la necesidad de generar soluciones en menores tiempos computacionales, se propone implementar en la técnica de solución, el algoritmo heurístico Clark and Wright.

El método heurístico de ahorros fue propuesto por Clark and Wright (1964). Este método tiene por objetivo encontrar el orden de entrega que deben realizar los vehículos de manera que los costos sean mínimos al agregar recorridos y que así se pueda satisfacer la demanda. El enfoque de ahorros del Clark and Wright sobresale ante otros métodos debido a las ventajas que posee (Jeřábek, 2016): Alta flexibilidad para considerar un amplio rango de restricciones, considerable velocidad computacional y capacidad de generar soluciones cercanas a las óptimas. La selección de este algoritmo se da por lo anteriormente mencionado y debido a que fue uno de los primeros en desarrollarse para CVRP y es frecuentemente utilizado (Caric & Gold, 2008).

Este método constructivo, asigna cada nodo a una ruta con origen y retorno al CD y busca encontrar, si existen, los ahorros en distancia si se unieran dos rutas, iterativamente hasta no tener más ahorros. Estos se calculan con la siguiente expresión:

$$\text{Ahorro}(i, j) = \text{Distancia}(i, 0) + \text{Distancia}(0, j) - \text{Distancia}(i, j)$$

Donde:

- Distancia(i,0) corresponde a la distancia de ir desde el CD al nodo j.
- Distancia(j,0) corresponde a la distancia de ir desde el nodo j al CD.
- Distancia(i,j) corresponde a la distancia de ir desde el nodo i al nodo j.

El algoritmo en su estructura general considera dos restricciones primordiales para la selección de un ahorro: i) Los nodos i y j no se encuentren en la misma ruta. ii) Existan los arcos (i,0) y (0,j). Con el fin de generar soluciones factibles, se adiciona una restricción de capacidad, la cual implica que la carga de recursos que lleva la ruta no puede superar la capacidad de esta.

En esta propuesta, el algoritmo recibe como parámetro las órdenes de pedido de los albergues y las distancias calculadas por el algoritmo Floyd-Warshall, las cuales proporcionan las mínimas distancias entre cualquier par de nodos (Risald, 2017). El algoritmo Clark and Wright se ejecuta en los periodos en los que los albergues hayan realizado un pedido.

5.5. Resultados obtenidos ruteo: Augerat et al. vs. Clark and Wright

Para evaluar el desempeño del algoritmo Clark and Wright, se evalúan 15 instancias propuestas por Augerat et al. (1998), las cuales proporcionan una solución óptima para un CVRP. De la misma manera que en la comparación anterior, se calcula el GAP para analizar los resultados (Tabla 6). El algoritmo Clark and Wright se elaboró utilizando el software Visual Basic For Applications (VBA) de Excel-Microsoft Office.

<i>Instancia</i>	<i>Nodos</i>	<i>FO - C&W</i>	<i>FO - Óptimo</i>	<i>GAP</i>
1	32	843,68	784	7,61%
2	33	693,74	661	4,95%
3	34	776,26	742	4,62%
4	36	812,06	778	4,38%
5	37	845,03	799	5,76%
6	37	705,17	669	5,41%
7	38	979,65	949	3,23%
8	39	784,37	730	7,45%
9	39	916,09	822	11,45%
10	44	882,58	831	6,21%
11	45	981,32	937	4,73%
12	45	1043,13	944	10,50%
13	46	1213,78	1146	5,91%
14	48	937,71	914	2,59%
15	53	1125,68	1073	4,91%
			<i>Mín.</i>	2,59%
			<i>Máx.</i>	11,45%

Tabla 6. Resultados Clark and Wright vs. Augerat et al. (1998).

Con los resultados obtenidos se puede observar que 13 de las 15 instancias se encuentran por debajo de un GAP del 10%, de las cuales 1 de cada 2 se encuentran por debajo del 5%. También se observa que el desempeño del C&W no depende de la magnitud de la instancia, ya que no se observan patrones al aumentar el número de nodos. Por otro lado, se puede apreciar del buen desempeño de la heurística dado que reporta un GAP promedio de 5,98% con una desviación estándar de 0,024%. Estos resultados favorecen la escogencia del algoritmo y validan el buen desempeño que tiene para un CVRP, adicional a esto son aceptables teniendo en cuenta la importancia de tener una solución rápida para la técnica estocástica.

5.6. Diseño de una técnica de solución para la versión estocástica del problema

Debido a que se busca que el diseño pueda dar una respuesta cercana a lo que ocurre en la realidad, se propone una técnica que contemple un enfoque estocástico a través del uso de la metodología simheurística. Esta metodología, un híbrido entre las técnicas de optimización y simulación, puede verse como una extensión metaheurística que se utiliza para resolver problemas de optimización bajo incertidumbre, junto a una metaheurística aleatorizada para optimizar el rendimiento del sistema (Juan et al, 2015).

Como se muestra en la Ilustración 5, la simheurística parte de un ambiente estocástico que se describe en la sección 5.6.1. Esta es una extensión del GA diseñado en el caso determinístico -validado en la sección anterior- por lo que, para el funcionamiento de esta técnica se debe hacer una simplificación del comportamiento estocástico (Arango, Barrios & Noguera, 2017). Razón por la cual, se procede a obtener el valor esperado de las variables aleatorias, información que entra como parámetro a la simheurística con el fin de realizar y fijar por cromosoma la localización de los albergues y del CD. Con la solución fija de localización se realiza por escenario la asignación de la demanda de las zonas a los albergues -utilizando el algoritmo de asignación mencionado anteriormente-

Posterior a esto, en cada albergue se promedian las personas que le fueron asignadas en los escenarios, obteniendo así una demanda promedio por albergue. De igual forma al albergue se le calcula un SS que es obtenido a partir de la desviación estándar de las asignaciones multiplicada por una constante X que ira variando, con el fin de optimizar con diferentes valores de SS y escoger el que mejor se ajuste a la variabilidad de otras asignaciones, en la (Ilustración 7) se explica la optimización sobre el SS.

La demanda promedio y el SS entran como parámetro a la política de inventario Silver Meal, para calcular las ordenes de pedido que este tendrá. Las ordenes de pedido de los albergues son la demanda que tendrá el CD y con base a esta se realiza la política de inventario Silver Meal. Esto se realiza con cada SS evaluado, es

decir siempre la política de inventario del albergue recibe la misma demanda promedio con un valor determinado de SS, obteniendo así por cromosoma tantas soluciones fijas de inventario como SS evaluados.

Por cada solución de inventario se realiza el ruteo entre los albergues y el CD, de acuerdo con las órdenes del pedido resultantes de las decisiones de inventario y con las distancias promedio mínimas de los escenarios⁴. Cada solución de inventario y ruteo queda fija y es evaluada con otros escenarios de demanda y distancias, con el fin de evaluar los costos promedio que genera cada solución y escoger aquella que obtenga el menor costo en el cromosoma. Esto se realiza para cada uno de los cromosomas.

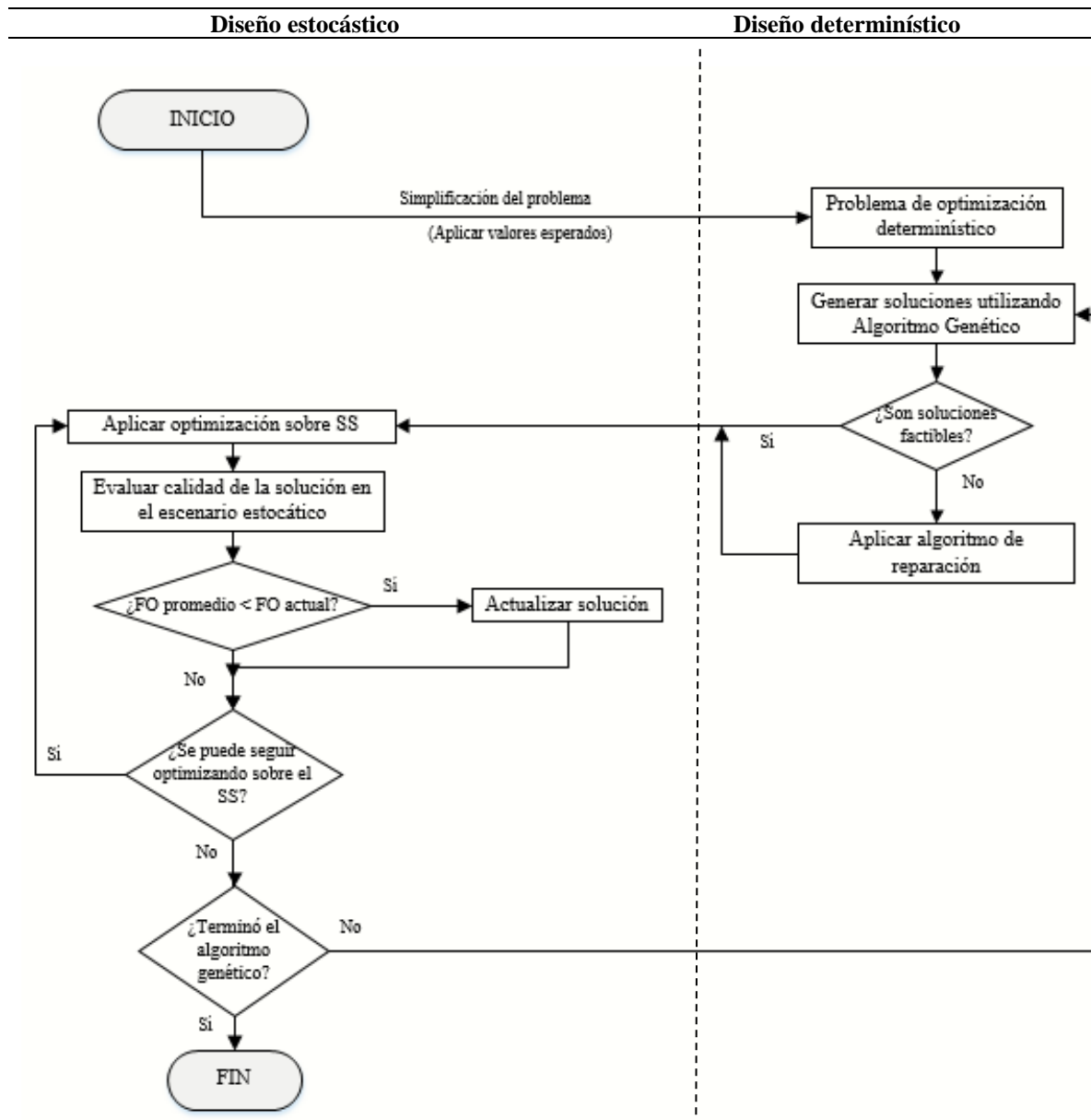


Ilustración 5. Diagrama de flujo: Interacción entre el diseño estocástico y el diseño determinístico. Autoría Propia

⁴ Distancias mínimas promedio: Promediar las distancias de los escenarios y aplicar algoritmo Floyd - Warshall

Pseudocódigo Algoritmo Genético Simheurística

Inicializar datos {0}
Generar población inicial
Asignación
Optimización-Evaluación

Para cada Generación = 1 **hasta** MaxGeneraciones

Para cada Individuo = 1 **hasta** TamPoblación

- i. Mejor Papá = individuo con menor función objetivo en la Generación
 - ii. Actualizar lista de 5 mejores individuos históricos
 - iii. Calcular probabilidad de sobrevivencia
 - iv. Selección
 - v. Cruce
 - a. Mutación**Si** individuo es infactible
Reparación
- Fin si**
- vi. Asignación
 - vii. Optimización-Evaluación

Fin Para

Reemplazar mejor papá en la población actual

Fin para

Ilustración 6. Algoritmo Genético Simheurística. Autoría Propia

Pseudocódigo Optimización-Evaluación

Crear Escenarios de simulación

Para cada Escenario = 1 **hasta** NumEscenarios

- a. Asignación
- b. Guardar asignación del escenario

Fin para

Obtener promedio de la asignación de los escenarios
Calcular desviación de la demanda asignada por tipo de albergue
Obtener valor esperado de distancias
Aplicar algoritmo Floyd-Warshall a la matriz de distancias promedio

Para x = 0 **hasta** 4

Para i = 1 **hasta** TiposAlbergue

SS (i) = x * Desviación (i)

Fin para

- i. Silver Meal (Promedio de la asignación de los escenarios, SS)
- ii. Clark and Wright (Distancias mínimas esperadas)
- iii. Evaluar los escenarios con la solución del Silver Meal (i) y Ruteo (ii)
- iv. Calcular costo promedio de los escenarios

Si MejorCostoPromedio < CostoPromedioActual

Actualizar MejorCostoPromedio

Guardar solución (Silver Meal, Ruteo, SS)

Fin Si

x = x + 0,5

Fin para

Ilustración 7. Algoritmo Construcción Simheurística. Autoría propia

5.6.1. Definición del contexto de incertidumbre

Como se quiere analizar el efecto de la incertidumbre sobre la demanda y el estado de las vías al momento de generar una solución, esta se analizará en tres niveles: alta, media y baja. Para cada nivel de variabilidad se generan un número determinado de simulaciones, donde cada una de estas contempla la combinación de un escenario de demanda por zonas y un escenario de fallas en las rutas.

Cada escenario de demanda por zonas es generado a partir de un porcentaje obtenido de la distribución de probabilidad Beta-Pert sobre una demanda base por zonas. Esto representa el porcentaje de personas dispuestas a ser asignadas a los albergues, cuyas necesidades solo pueden ser suplidas al ser enviadas a algún albergue. Esta distribución recibe como parámetros un valor mínimo a , un valor más frecuente b y un valor máximo c , asignados según el nivel de variabilidad, que permiten obtener el coeficiente de Variación (CV). En la Tabla 7 se muestran los parámetros definidos para cada tipo de variabilidad.

	<i>Variabilidad</i>		
	<i>Alta</i>	<i>Media</i>	<i>Baja</i>
<i>a</i>	20	30	40
<i>b</i>	50	50	50
<i>c</i>	80	70	60
<i>CV</i>	22,68%	15,12%	7,56%

Tabla 7. Definición parámetros de variabilidad para distribución Beta Pert.

Cada escenario de fallas en las vías se genera a partir de la distribución de probabilidad Bernoulli, la cual indica por vía si esta falla o no. Posterior a esto, se aplica el algoritmo Floyd-Warshall para obtener la matriz de distancias mínimas del escenario. A diferencia de la distribución Beta Pert, la variabilidad en la distribución de Bernoulli se maximiza cuando el parámetro $p = 0.5$, y va perdiendo variabilidad a medida que el p es superior o inferior al valor mencionado. En este caso, p representa la probabilidad de que una vía falle, valor que se obtiene de la categorización del tipo de riesgo que reciba cada arco. Teniendo en cuenta lo mencionado en la Tabla 8, se evidencian los valores de p para un arco de acuerdo con el nivel de variabilidad deseado y el tipo de riesgo definido.

<i>Tipo de riesgo</i>	<i>Variabilidad</i>		
	<i>Alta</i>	<i>Media</i>	<i>Baja</i>
<i>Muy bajo</i>	0%	5%	10%
<i>Bajo</i>	15%	20%	25%
<i>Medio</i>	50%	50%	50%
<i>Alto</i>	75%	70%	65%
<i>Muy alto</i>	95%	90%	85%

Tabla 8. Definición parámetros de variabilidad para distribución Bernoulli.

El tipo de riesgo viene dado por las características del lugar en donde se encuentre la vía, es decir, una vía demasiado cerca a fuentes de agua tiene mayor probabilidad de ser afectada, por lo tanto, su tipo de riesgo tiende a ser muy alto.

5.6.2. Resultados obtenidos: validación de la técnica de solución estocástica

5.6.2.1. Consideraciones para la técnica de solución determinística

i. Aproximación a la incertidumbre en el estado de las vías

Cabe resaltar, que se desea evaluar el comportamiento de cualquier solución (determinística o estocástica) bajo un entorno de incertidumbre. Para el caso de la técnica simheurística tal como se detalló en la sección anterior, se analiza el comportamiento promedio del contexto estocástico. Para el caso determinístico, con respecto a el estado de las vías, existen diferentes aproximaciones a la realidad que podrían llegar a resolver el problema. Según esto, se definieron tres situaciones que serán evaluadas, cada una varía en la forma en que se toma la decisión con respecto a la generación de las matrices de distancias:

- ✓ Matriz moda (DM): Es generada a partir de lo más probable que le ocurra a un camino, es decir, si en un arco su probabilidad de fallo es mayor a 0.5 entonces el arco falla, en caso contrario el arco no falla.
- ✓ Matriz sin fallas (DSF): En esta no se contempla el riesgo de que una ruta falle o no, asumiendo que todos los arcos estarán disponibles.
- ✓ Matriz promedio (DP): Esta se genera con el promedio de las matrices de distancias de los escenarios generados.

A cada una de estas matrices se les aplica el algoritmo Floyd-Warshall, con el fin de siempre poder acceder a todos los nodos. Cabe aclarar que, por aplicar el algoritmo de distancias mínimas, no necesariamente se obtienen las mismas matrices.

ii. Criterio de selección del SS

Para la generación de las soluciones de cada versión determinística, se le ingresan como parámetros la demanda promedio de las zonas y un SS determinado. Para poder realizar una comparación justa, sin darle prioridad a la técnica simheurística, se realizó una optimización sobre el SS para la versión determinística. Este se hace probando un valor del SS, por cada tipo de albergue para cada tipo de kit, que parte desde 0 y va aumentando en un valor X hasta que no se supere la capacidad que tiene la instalación para ese tipo de kit. Teniendo en cuenta esto, se toma el mejor individuo determinístico y se le permite que escoja el SS que minimice sus costos de acuerdo con los diferentes valores que evalúe para este.

5.6.2.2. Validación de las soluciones en el contexto estocástico

A cada solución que se genere, se le hace una simulación en el contexto estocástico, con el fin de analizar qué tan robustas son estas soluciones ante la incertidumbre. Para esto, se evalúa la solución en un número k de escenarios y se calcula un Intervalo de Confianza (IC) del 95% para el costo promedio de los escenarios. El número k se define por la amplitud mínima determinada para el IC, es decir, se van generando k escenarios hasta que se cumpla la amplitud deseada. En la Ilustración 8 se puede observar el método de validación realizado.

Pseudocódigo Algoritmo Validar Solución

Parámetro Solución

Generar Escenario

Escenario = 1

Hacer

Generar Escenario

Escenario = Escenario +1

Calcular costo del Escenario según *Solución*

Calcular costo promedio con |Escenarios|

Calcular desviación del costo de todos los Escenarios

Calcular indicadores del escenario

Calcular IC (95%) para el costo promedio de la solución

Calcular amplitud del IC

Mientras No se haya llegada a la amplitud deseada

Algoritmo Validar Solución = Costo Promedio

Ilustración 8. Algoritmo Validar Solución. Autoría Propia

5.6.2.3. Comparación técnica de solución determinística vs. técnica de solución simheurística

La técnica de solución simheurística también se desarrolló utilizando la herramienta de programación Visual-Basic (VBA) de Excel-Microsoft Office. Se corren 3 instancias -pequeña, mediana, grande-, cada una bajo 3 niveles de variabilidad -baja, media, alta-.

Con el fin de evaluar mejor el impacto del contexto estocástico, se incluyeron costos de penalización relacionadas al incumplimiento de atención en la demanda. Las penalizaciones que se consideraron fueron:

- ✓ costo variable por no asignar personas a los albergues (CNA)
- ✓ el costo variable de faltantes (CF) dado por no entregar producto a las personas que se encuentran en los albergues.

Para poder comprender mejor el comportamiento de las técnicas, se analizaron indicadores que medían el desempeño de sus soluciones en el contexto estocástico, los indicadores que se consideraron fueron:

- ✓ *Costos total (I1)*: Promedio del costo total en las simulaciones. En cada simulación se le adiciona a la función objetivo los costos de penalización.
- ✓ *Nivel de servicio (I2)*: Promedio del nivel de servicio en las simulaciones. En cada simulación se calcula según:

$$\text{Nivel de Servicio} = 1 - \frac{\text{unidades Faltantes}}{\text{Unidades Demandadas}}$$

- ✓ *Promedio de faltantes (I3)*: Promedio del número de unidades de kit que no fueron entregados a las personas asignadas en los albergues
- ✓ *Promedio de personas sin atender (I5)*: Promedio del número de personas que no fueron asignadas a un albergue.

Adicional a lo anteriormente mencionado y como la prioridad es la atención de las personas afectadas, se realizó un análisis de sensibilidad sobre el costo de faltantes, para medir qué tanto influyen estos costos sobre las decisiones tomadas analizadas según las medidas de desempeño. Para esto se tuvo en cuenta el costo unitario de un kit según la siguiente expresión: $CF = n \times CU$. Donde:

- ✓ n: Número de veces {10,11,12,13,14,15}
- ✓ CU: Costo Unitario

En las tablas 14, 15 y 16 que se encuentran en el anexo 6, se muestran los resultados obtenidos de los 54 escenarios evaluados, de los cuales parten los análisis que se desarrollaron. De acuerdo con las tablas mencionadas, se pudo observar que la técnica de solución simheurística mejoró los costos totales el 100% de las veces en comparación con todos los escenarios de la técnica de solución determinística.

A medida que aumenta el nivel de variabilidad sobre la demanda y el estado de las vías, el GAP que existe entre el resultado de la técnica de solución simheurística y el resultado del mejor escenario determinístico - moda - aumenta como se puede observar en la Ilustración 9. Comparación solución determinística vs. solución estocástica para el mejor hallazgo encontrado La mayor mejora encontrada sobre el indicador de costo promedio total, el de mayor interés, es de un GAP de 19,6%, que se da con un CF de 15, para una instancia mediana con variabilidad alta -sin considerar la variabilidad, este escenario es el más aproximado al caso de estudio.

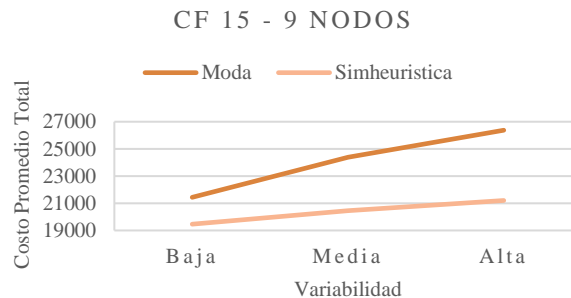


Ilustración 9. Comparación solución determinística vs. solución estocástica para el mejor hallazgo encontrado⁵

Aunque al aumentar la complejidad de los problemas, el GAP con respecto a los costos totales se vuelve más ajustado, a medida que disminuye el nivel de variabilidad, se sigue evidenciando una mejora significativa

⁵ Solo se considero la comparación con la técnica determinística en el escenario de moda puesto que fue el que tuvo mejor desempeño en el ambiente estocástico

por parte de la técnica simheurística y aún más evidente cuando la incertidumbre es alta, en donde solo el 16,67% de los 18 escenarios reporta un GAP por debajo del 10%. Considerando los 3 niveles de variabilidad como se observa en la Ilustración 10 se puede decir que en 46.3% de los 54 escenarios los costos tienen un GAP por encima del 10%, no presentando ninguno en variabilidad baja. Sin embargo, en esta última el GAP oscila entre el 4,12% y el 8,63%.

GAP en los 3 niveles de variabilidad

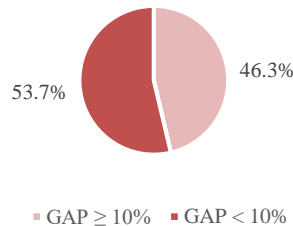


Ilustración 10. Proporción de escenarios con un GAP específico.

Con respecto al nivel de servicio, para los escenarios determinísticos se observan valores entre 94,42% y 96,81% para las instancias pequeñas, 95,17% y 97,1% para las medianas, y 97,14 y 99,62% para las grandes; mientras que para la solución simheurística se obtienen valores de 99,15% y 100% sin importar el tamaño de la instancia y considerando el nivel de variabilidad bajo no se reportan valores inferiores al 99,24%. Aunque la prioridad de la técnica no es mejorar sobre este indicador, se logra ver que en el 77,77% de los 54 escenarios la simheurística lo mejora y en los que no logra mejorar el 41,67% mantienen el mismo valor, con respecto a los determinísticos, en todos los casos un nivel de servicio del 100%.

Impacto de la simheurística sobre el nivel de servicio

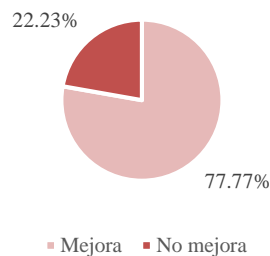


Ilustración 11. Comparación de la simheurística vs. determinístico sobre el nivel de servicio

En cuanto al tercer indicador, el promedio de faltantes en la simheurística es menor que el mejor de los determinísticos 7 de cada 10 veces. También se puede evidenciar que, por cada tipo de instancia, para la pequeña y la mediana, el número promedio de faltantes en el caso determinístico tiende a aumentar aproximadamente al doble cuando se pasa de variabilidad baja a alta, mientras que en el simheurístico tiende a disminuir el indicador a medida que aumenta la variabilidad, a tal punto que el indicador puede llegar a tener 0 unidades de faltantes en promedio. En la simheurística el 59,26% de los 54 escenarios el promedio de faltantes está por debajo de 5 unidades, mientras que en el determinístico esto solo ocurrió el 18,51% de las veces.

Finalmente, con el indicador que mide el promedio de personas sin asignar no se evidencia mejora con la técnica simheurística con respecto a las soluciones determinísticas, sin embargo, esto se debe a la predominancia de la penalización en los costos variables de faltantes en la función de costos total con respecto a la penalización de personas no asignadas, lo que induce a que se mejoren las medidas de desempeño asociadas a esta decisión.

Lo anterior demuestra el nivel de calidad de la técnica de solución simheurística en comparación con la técnica de solución determinística. Esto implica que las soluciones simheurísticas son más robustas ante diferentes escenarios de lo que ocurre en la realidad.

Con el fin de evaluar el impacto que tiene el costo de faltantes seleccionados, se decidió realizar un análisis de sensibilidad estadístico a partir de gráficos que permitan comprender el comportamiento de la técnica de solución determinística de mejor desempeño -moda- y la técnica de solución estocástica, considerando el nivel de variabilidad, las instancias medianas y grandes y el efecto sobre el costo promedio de faltantes, el costo promedio total y el promedio de personas no asignadas.

En la Ilustración 12 se logra ver el comportamiento de las instancias según el análisis de sensibilidad realizado sobre el costo total para cada nivel de variabilidad considerado, con esto se puede concluir que a medida que aumenta el CF aumenta el GAP esto se puede deber a que a medida que aumenta el CF aumentan los costos promedios, demostrando que la simheurística toma mejores decisiones, robustas a la incertidumbre y que consideran los costos promedio de estas por ende tienen mejores resultados, para cualquier tipo de variabilidad y tamaño de la instancia.

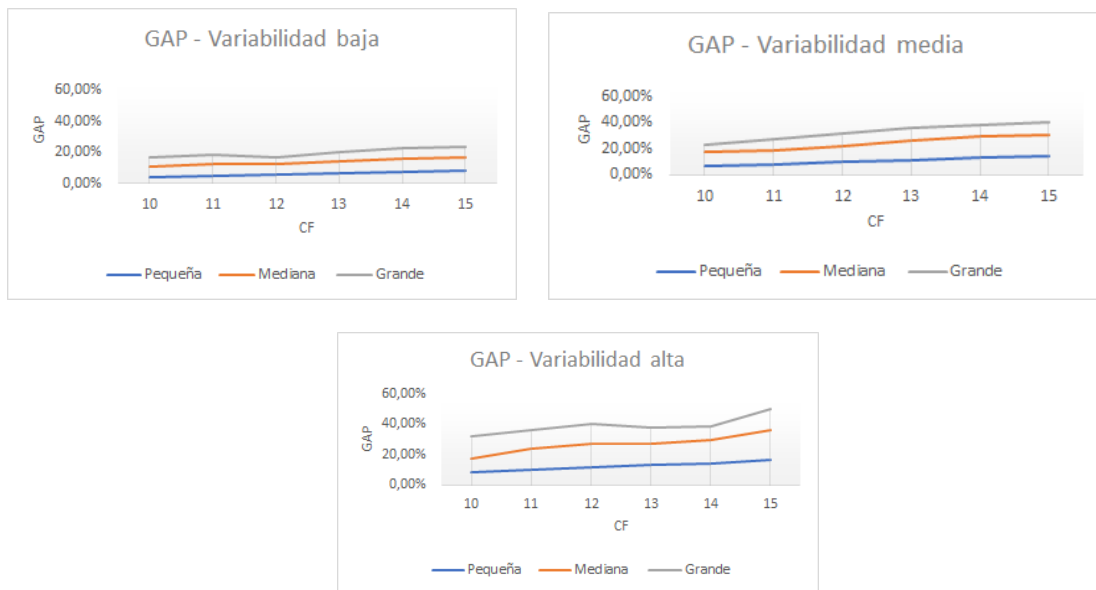


Ilustración 12. Análisis de sensibilidad con respecto al nivel de variabilidad sobre el GAP.

Al observar el anexo 7, se puede observar que no es comparable el efecto del tamaño de la instancia con respecto al cambio que tiene el costo promedio de faltantes debido al cambio en el CF. Por esto para la instancia grande se evidencia que puede haber patrones de comportamiento en las diferentes variabilidades, en donde al aumentar el CF la solución comienza a decrecimientos en el costo promedio de faltantes. Por otro lado, para la instancia mediana se puede observar que el comportamiento del costo promedio de faltantes es diferente entre las variabilidades al aumentar el CF, por un lado para la variabilidad media el indicador tiende a aumentar porque el CF no está influyendo en que la solución cambie y por ende el número promedio de faltantes se mantiene provocando que el indicador no mejore, mientras que para la variabilidad alta el costo promedio de faltantes tiende a disminuir decisión que implica que la simheurística está optimizando sobre el número promedio de faltantes como se observa en la tabla 14.

Para el caso determinístico, se observó que en la instancia mediana el comportamiento entre variabilidades era similar, en donde al aumentar el CF aumentaba el costo promedio de faltantes. Para la instancia grande ocurre que en la variabilidad baja y media no se puede determinar el comportamiento en función del aumento.⁶del CF, mientras que para la variabilidad alta se evidencia que el indicador aumenta puesto que la técnica mantiene el número promedio de faltantes que aún son superiores comparándolos con el caso simheurístico.

Teniendo en cuenta el costo promedio total -validado con los gráficos de error que se encuentran en el anexo 8, tanto en la instancia mediana como pequeña el CF tiene el mismo efecto. Para variabilidad baja, a medida

⁶ Estas graficas de pueden encontrar en el anexo 3

que este aumento provoca que los costos disminuyan y vuelvan a aumentar, esto implica que la solución busca optimizar el costo total promedio aún cuando se esté cambiando el costo unitario de faltantes. Para variabilidad media a medida que el CF aumenta los costos totales disminuyen. Finalmente para variabilidad alta, ocurre el mismo efecto que en variabilidad baja, con la diferencia que en la primera los costos promedio totales oscila alrededor de un mismo valor, por lo cual en este caso el efecto es despreciable.

En el caso determinístico⁶ se observó que el costo promedio total aumenta a medida que el CF aumenta cuando se encuentra en un nivel de variabilidad baja y alta independiente del tipo de instancia. En caso opuesto ocurre para variabilidad media, en donde el indicador no es comparable por tipo de instancia, en donde se puede confundir el efecto del CF sobre el costo promedio total.

Con el análisis⁶ en el indicador que mide el costo promedio de personas sin asignar a los albergues, se observó que a medida que aumenta el CF, el costo de personas sin asignar aumenta hasta que llega un punto en el que disminuye, esto se puede presentar debido a la tendencia del algoritmo de nivelar los costos de penalización

Teniendo en cuenta la información dada por las gráficas *de error*, se puede observar que al considerar incertidumbre se está haciendo una mejor aproximación de lo que ocurre en la realidad. En la práctica los costos están aumentando, pero esto implica que muy seguramente los presupuestos que se estiman no son muy precisos con respecto a la en un desastre donde puede ocurrir cualquier cosa, por el contrario si los planes de gestión consideraran el mejor nivel de variabilidad de acuerdo con la situación podrían hacer una mejor estimación de los costos logísticos y tendrían una holgura más robusta a los efectos de la incertidumbre.

5.7. Construcción del caso de estudio

La técnica simheurística propuesta se implementó en un caso teórico construido a partir del contexto de una inundación específica en Colombia, para así evaluar el desempeño de la herramienta de solución con respecto a la solución obtenida por la técnica de solución determinística. Las fuentes de información principales para la construcción del caso de estudio fueron los informes obtenidos de la página de la Unidad Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres (UNGRD) y fue complementada a partir de consultas realizadas al Jefe del Grupo de Prevención y Acción Integral de la Defensa Civil Colombiana. Esto permitió formular un caso de estudio, basado en datos reales y estimaciones proporcionadas por el experto.

5.7.1. Contexto del desastre en Mocoa 2017

El municipio de Mocoa cuenta con una extensión total de 1.263 Km², extensión área urbana de 580 Km², área rural de 740 Km² y con una población de 43.731 habitantes (Proyección censo DANE 2017).

Según la información que provee la alcaldía de Mocoa (2018), el municipio se encuentra rodeado por fuentes de agua y superficies inclinadas (Ilustración 13). Por el norte, está limitado por los departamentos del Cauca (Municipio de Santa Rosa) y Nariño (Municipio de Tablón), las cuales comienzan a partir de las cabeceras del Río Cascabel. Por el oriente, limita con el Departamento del Cauca (Municipio de Santa Rosa y Piamonte) y el Municipio de Puerto Guzmán, partiendo desde el punto anterior, continuando aguas abajo del Río Caquetá hasta la desembocadura de la quebrada Sardinas, desde el punto en línea recta imaginaria hasta encontrar el Nacimiento del Río Jauno. Por el sur, limita con Municipio de Puerto Caicedo y va del punto anterior con rumbo oeste hasta encontrar en el Río Mocoa. Por occidente, desde la desembocadura del Río Putumayo, se toma aguas arriba del Río Blanco hasta la desembocadura de la quebrada Cristales, por este hasta su nacimiento, de este punto en línea imaginaria con rumbo noroeste hasta el nacimiento de la quebrada Tortuga.

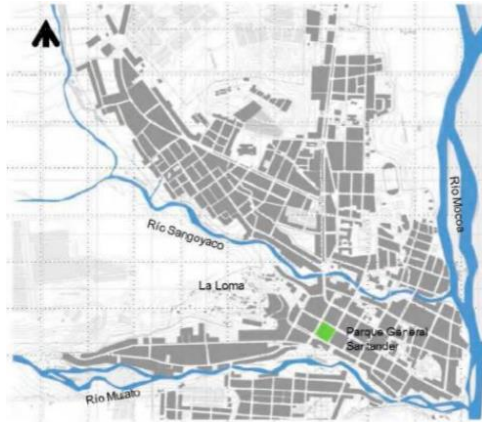


Ilustración 13. Plano general del municipio de Mocoa. IDEAM.

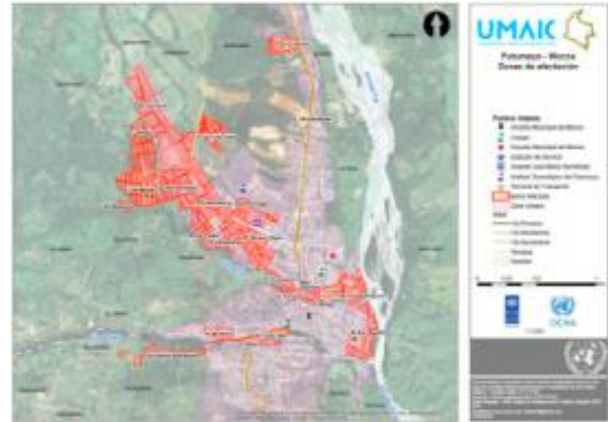


Ilustración 14. Zonas de afectación. UMAIC.

El 31 de marzo de 2017, en horas de la noche, las fuertes lluvias que se presentaron causaron una avalancha de lodo y piedras generadas por el desbordamiento de los ríos Mocoa, Mulato y Sangoyaco. El balance de afectación de la UNGRD (2017), concluyó que, de su población total, hubo 398 heridos, 333 fallecidos y 76 desaparecidos. En la infraestructura se vieron afectados 28 de 37 barrios, 1 subestación eléctrica, 2 acueductos, 1 red de gas, 11.58 kilómetros de vías, 2 puentes destruidos, 3 puentes averiados y 1.461 viviendas (Ilustración 14).

5.7.2. Características del caso de estudio

El caso de estudio abordado cuenta con 4 zonas y 9 puntos seguros o barrios que no fueron afectados por el desastre. La división de zonas se realizó a partir de información suministrada por la UNGRD, donde ellos realizan estas divisiones para asignarle a cada entidad (cruz roja, ejército nacional, policía nacional y defensa civil) un consolidado de barrios considerados seguros para que ellos realicen las labores de atención. La planeación se hizo para 1 mes, es decir 4 semanas o periodos. En la Tabla 9 se muestran los barrios pertenecientes a cada zona.

Zona	Barrios
1	Villa Natalia
	Avenida Colombia
	Centro
2	Ciudad Jardín
	José María Hernández
	Kennedy
3	El Naranjito
	Rumipamba
4	Los Sauces

Tabla 9. Declaración de zonas y puntos seguros

A partir de la cifra de damnificados suministrada por la Unidad Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres (UNGRD), según el Registro Único de Damnificados (RUD), que se muestra en la Tabla 10 y el total de personas asignadas a los albergues según el informe realizado por la UNGRD (2017), presentado en la Tabla 9. Se determinaron los parámetros de la distribución Beta-Pert, en donde el valor más probable es el porcentaje obtenido de las personas que fueron asignadas a los albergues respecto al total de personas damnificadas. Así mismo, los valores del máximo y mínimo fueron cercanos a este, debido a que se quieren obtener escenarios

cercanos al del caso del desastre real. Por lo tanto, el caso de estudio fue manejado bajo un escenario de variabilidad baja debido a que ya se tiene conocimiento de la población afectada -si este no fuera el caso se debe asumir mayor variabilidad para obtener respuestas más robustas-. En la Tabla 12 se muestran los parámetros y el CV respectivo.

Registro Único de Damnificados – RUD	
Total Personas Registradas	22.310

Tabla 10. Cantidad de Damnificados (Fuente UNGRD)

<i>Albergue</i>	<i>Personas asignadas</i>	<i>Administrador</i>	<i>Albergue</i>	<i>Personas asignadas</i>	<i>Administrador</i>
ITP	1200	Ejercito	La Esmeralda	203	Ejercito
INDER	250	Policía	El Pepino	62	ICBF
Coliseo Olímpico	1527	Policía	OZIP	280	-
EL DIVISO	186	CDGRD	AZOMI	101	-
Coliseo Las Américas	480	DCC	INCACASA	50	-
Gestantes y Lactantes	62	ICBF	Fray Placido	160	-
Total de personas asignadas a los albergues				4561	

Tabla 11. Zonas de afectación. UMAIC

Variabilidad	
Baja	
<i>a</i>	15
<i>b</i>	20
<i>c</i>	25
CV	9,45%

Tabla 12. Parámetros Beta Pert

Por otra parte, el tipo de riesgo asignado a cada ruta se hizo de acuerdo con la cercanía o lejanía a fuentes de agua. Los parámetros de probabilidad de la distribución Bernoulli utilizados son los mismos que los de la Tabla 8 para un escenario de variabilidad baja. Los demás parámetros utilizados, como costos y capacidades fueron complementados a partir de lo hablado con el experto.

El parámetro costo se validó con información encontrada en la biblioteca virtual de la UNGRD donde se encuentra la información de cada tipo de kit en detalle, a partir de eso se realizó la búsqueda de los precios de cada producto para totalizarlo en el kit y sacar el costo asociado. Los costos de apertura de instalaciones y manejo de inventarios de los albergues fueron un aproximado suministrado por el experto, mientras que los costos de ruteo se obtuvieron a partir de una estimación unitaria del costo promedio por kilómetro recorrido según las características de los vehículos -camiones sencillos de dos ejes- y el precio de la gasolina. Las distancias fueron obtenidas mediante *Google Maps*, donde se validaron las posibles rutas para llegar a un punto seguro y se promediaban, esto entre la ruta más corta y la más larga para tener mayor acercamiento a la realidad.

5.7.3. Evaluación de desempeño: técnica de solución determinística vs. técnica de solución simheurística

Ahora, analizando los resultados obtenidos al evaluar el caso de estudio en la técnica de solución simheurística y la determinística con características propias de la inundación en el municipio de Mocoa, se puede afirmar nuevamente que los costos globales son más bajos en la técnica estocástica con respecto a los diseños determinísticos según la Ilustración 15, alcanzando un GAP del 13,39% aproximadamente, para los diferentes escenarios de distancias. El costo inferior de la simheurística se da gracias al buen manejo en las decisiones de localización y asignación principalmente, ya que se ve reflejado el efecto de tener un mayor peso en los costos totales con relación a las simulaciones.

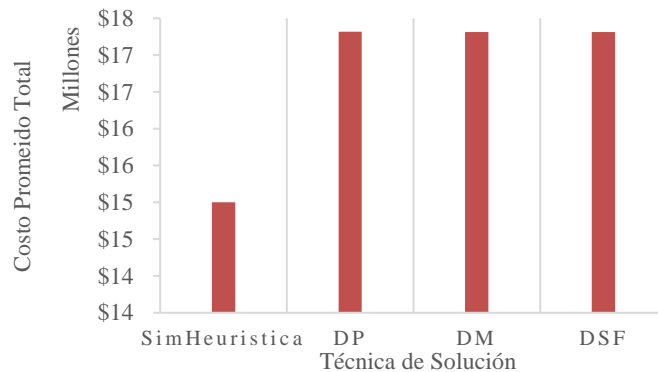


Ilustración 15. Comparación de resultados para el caso de estudio

Llevando esta información al contexto real, se toma una variabilidad baja por el conocimiento previo de los datos y la solución brindada por la simheurística resultó en: Abrir 3 albergues con capacidad para 1800 personas, en los puntos seguros ubicados en los barrios Centro, Kennedy y La Reserva; y un CD, con capacidad para almacenar kits suficientes para atender a 15000 personas, en el barrio La Reserva. La demanda estimada de las personas que estuviesen dispuestas a ir a los albergues es de 4460 y se atendió el 100% de esta. De esta forma, manteniendo en cero el costo de subsidiar a aquellas personas que no son asignadas a un albergue. La implicación de atender a toda la demanda se evidencia en la existencia de faltantes, por lo cual el nivel de servicio tipo resulta en un índice del 99,53%. Este último se considera favorable bajo las condiciones con las que el problema se enfrenta.

6. Conclusiones y recomendaciones.

El trabajo desarrollado considera los problemas de localización-inventario-ruteo en un contexto de inundaciones, los cuales bajo el esquema de una CH implican las decisiones de la ubicación de los albergues y CD, gestión de los pedidos de inventarios y la selección de rutas, teniendo en cuenta que las decisiones se toman previas al desastre y que existe incertidumbre en las demandas y estados de las rutas.

Dado que el problema representa una alta complejidad combinatoria, es necesario recurrir a métodos metaheurísticos para lograr tener una buena solución en tiempos razonables. Como respuesta, se diseña una metodología que combina la optimización y simulación mediante un algoritmo simheurístico que extiende la combinación del Algoritmo Genético y los algoritmos heurísticos Silver Meal y Clark and Wright con una simulación de Montecarlo que permite analizar el impacto de construir soluciones robustas a los efectos de la variabilidad. Como aporte a lo realizado, se optimiza sobre la selección del SS de los albergues, quienes capturan la variabilidad de la demanda, con el fin de minimizar la cantidad de faltantes y consecuentemente, aumentar el nivel de servicio.

El diseño de la solución es validado de diferentes formas. La parte determinística de localización e inventario se compara respecto a un modelo de programación lineal con variables relajadas, ya que este no logra cumplir con la necesidades de generar soluciones en tiempos computacionales eficientes. En este orden, se realiza una comparación en el componente de ruteo con instancias óptimas reportadas dentro de la literatura. Posteriormente, se le realizan modificaciones al diseño determinístico para que este pueda ser comparable con la simheurística. Finalmente, se ratifica la calidad de la metodología con simulaciones para obtener el indicador de costo promedio que permitió determinar qué tan robusta es la técnica de solución ante los diferentes niveles de incertidumbre. Como resultados se obtuvo que el comportamiento de la técnica simheurística fue superior a la determinística el 100% de las veces con respecto al costo promedio total, además obtiene altos niveles en la calidad del servicio de atención de las víctimas asignadas a los albergues.

Con el desarrollo y análisis de los resultados salió a relucir que en la demanda se pueden presentar 2 tipos de incertidumbre. Al ocurrir un desastre se desconoce la proporción de personas que fueron afectadas por este, cifra que representa el primer espectro de incertidumbre en la demanda ocasionado por la naturaleza del

desastre. Una vez se tiene *definido* el número de víctimas, se busca satisfacer las necesidades de localización de todas las personas, de las cuales un porcentaje -de las víctimas- son las que realmente tienen como única opción acudir a los albergues, produciendo el segundo espectro de incertidumbre en la demanda dado por las características de la persona. Dado el alcance del proyecto se optó por dejar fijo el número de personas víctimas del desastre y se analiza la incertidumbre sobre el segundo espectro. Para trabajos futuros se recomienda analizar el impacto de considerar los 2 tipos de incertidumbre mencionados, debido a que podrían tener un mejor acercamiento a algunas características del problema.

La decisión de realizar la planificación con un solo CD se realizó debido a que en el contexto colombiano, según las inundaciones que han sucedido, este es capaz de reaccionar ante las diferentes emergencias. Posiblemente para otros contextos este caso no aplique por lo que valdría la pena investigar el impacto de tener más de un CD que pueda cubrir con las necesidades de atención de los albergues, si es que el desastre lo restringe.

Partiendo de los análisis realizados se evidenció que puede haber una predominancia muy fuerte en los componentes de los costos de acuerdo con las decisiones que se están tomando, por las condiciones de los desastres no se puede ejercer alteraciones sobre los costos de manera tal que se recomienda analizar la posibilidad de abordar el problema mediante una ponderación de los costos que refleje la prioridad en las necesidades de interés a cubrir de acuerdo con las características y condiciones de la catástrofe.

7. Glosario

Simheurística: Corresponde a una extensión metaheurística que se utiliza para resolver problemas de optimización bajo incertidumbre, junto a una metaheurística aleatorizada para optimizar el rendimiento del sistema (Juan et al, 2015).

Requerimiento neto: Corresponde a la cantidad de unidades proyectada para un periodo de tiempo definido, teniendo en cuenta el inventario, SS y demanda.

Liberación de ordenes: Corresponde a la autorización de la cantidad pedida en el requerimiento neto.

Tamaño de Lote: Cantidad de unidades por pedir a un centro de abastecimiento.

8. Anexos

<i>No. Anexo</i>	<i>Nombre</i>	<i>Desarrollo</i>	<i>Tipo de Archivo</i>	<i>Enlace corto</i>	<i>Relevancia para el documento (1-5)</i>
1	Modelo Matemático	Propio	Mod	https://drive.google.com/file/d/1iwI5qZLkuQqcvj1ds3jb4ywnRLhtHrWs/view?usp=sharing	3
2	Resultados técnica de solución para el caso determinístico	Propio	Excel	https://drive.google.com/drive/folders/1LPcZqITppLiR3LXM4DZbmlsJ-ygVTXzm?usp=sharing	4
3	Resultados técnica de solución para el caso estocástico	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1X6nWXDeY8Cq5-_jQb8cpsTHWEgyEBQyg	5
4	Resultados caso de estudio	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1qyVo3EWcKcijnjuN7YjMwJFZKKbB_2Dlk	3
5	Instancias de Augerat et al. Set A	Otro	Zip	http://vrp.atd-lab.inf.puc-rio.br/index.php/en/	2
6	Tablas de resultados comparación técnica	Propio	Word	https://drive.google.com/open?id=1kLVlyzifEvlS2GQYBuexifakN0w8Mn5S	4

determinística vs.
técnica estocástica

7	Gráficos de error – costo promedio de faltantes	Propio	Word	https://drive.google.com/open?id=1F2ed2a2cbPN615T7QeNUBQ52u1RS3stw	3
8	Gráficos de error – costo promedio total	Propio	Word	https://drive.google.com/open?id=1_ZCJikhRUZfFxYfUAsYIN_MMpBk787ro	3

Referencias

- CRED, C. for R. on the E. of D. (2015). *The_Human_Cost_of_Natural_Disasters*, 58.
- Achuthan, N., & Caccetta, L. (1991). Integer linear programming formulation for a vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 86-89.
- Ahmadi, M., Seifi, A., & Tootooni, B. (2015a). A humanitarian logistics model for disaster relief operation considering network failure and standard relief time: A case study on San Francisco district. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 75, 145–163. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.01.008>
- Ahmadi, M., Seifi, A., & Tootooni, B. (2015b). A humanitarian logistics model for disaster relief operation considering network failure and standard relief time: A case study on San Francisco district. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 75, 145–163. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.01.008>
- Ahmadi Javid, A., & Azad, N. (2010). Incorporating location, routing and inventory decisions in supply chain network design. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 46(5), 582–597. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2009.06.005>
- Akhtar, M., Hannan, M. A., Begum, R. A., Basri, H., & Scavino, E. (2017). Backtracking search algorithm in CVRP models for efficient solid waste collection and route optimization. *Waste Management*, 61, 117-128.
- Alem, D., Clark, A., & Moreno, A. (2016). Stochastic network models for logistics planning in disaster relief. *European Journal of Operational Research*, 255(1), 187–206. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.041>
- Altay, N., & Green, W. G. (2006). OR/MS research in disaster operations management. *European Journal of Operational Research*, 175(1), 475–493. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.05.016>
- Balcik, B., & Beamon, B. M. (2008). Facility location in humanitarian relief. *International Journal of Logistics: Research & Applications*, 11(2), 101–121. <https://doi.org/10.1080/13675560701561789>
- Balcik, B., Bozkir, C. D. C., & Kundakcioglu, O. E. (2016a). A literature review on inventory management in humanitarian supply chains. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 21(2), 101–116. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.10.002>
- Balcik, B., Bozkir, C. D. C., & Kundakcioglu, O. E. (2016b). A literature review on inventory management in humanitarian supply chains. *Surveys in Operations Research and Management Science*. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.10.002>
- Biscontini, T. (2017). Genetic algorithm (GA). *Salem Press Encyclopedia Of Health*.
- Bozorgi-Amiri, A., Jabalameli, M. S., & Mirzapour Al-e-Hashem, S. M. J. (2013). A multi-objective robust stochastic programming model for disaster relief logistics under uncertainty. *OR Spectrum*, 35(4), 905–933. <https://doi.org/10.1007/s00291-011-0268-x>
- Caccetta, L., Alameen, M., & Abdul-Niby, M. (2013). An Improved Clarke and Wright Algorithm to Solve the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 413-415.
- Caric, T., & Gold, H. (2008). *Vehicle Routing Problem*. Croatia: In-Teh.
- Campbell, A. M., & Jones, P. C. (2011). Prepositioning supplies in preparation for disasters. *European Journal of Operational Research*, 209(2), 156–165. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.08.029>
- Caunhye, A. M., Zhang, Y., Li, M., & Nie, X. (2016). A location-routing model for prepositioning and distributing emergency supplies. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 90, 161–176. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.10.011>
- Chang, M. S., Tseng, Y. L., & Chen, J. W. (2007). A scenario planning approach for the flood emergency logistics preparation problem under uncertainty. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 43(6), 737–754. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2006.10.013>
- Chanta, S., & Sangsawang, O. (2012). Shelter-site selection during flood disaster. *Lecture Notes in Management Science*, 4, 282–288. Retrieved from <http://www.tadbir.ca/lnms/archive/v4/lnmsv4p282.pdf>

- Chica, M., Juan, A. A., Cordón, Ó., & Kelton, W. D. (2015). Why Simheuristics? Benefits, Limitations, and Best Practices when Combining Metaheuristics with Simulation.
- Christopher, Martin; Tatham, P. (2014). *Humanitarian Logistics: Meeting the Challenge of Preparing for and Responding to Disasters* (Second). London: Kogan Page.
- CNN+. (2016). Estos países tienen el mayor riesgo de quedar devastados por un desastre natural. Retrieved February 8, 2017, from <http://cnnespanol.cnn.com/2016/04/26/estos-paises-tienen-el-mayor-riesgo-de-quedar-devastados-por-un-desastre-natural/>
- Dalal, J., Mohapatra, P. K. J., & Mitra, G. C. (2007). Locating cyclone shelters: a case. *Disaster Prevention and Management*, 16(2), 235–244. <https://doi.org/10.1108/09653560710739559>
- De Leeuw, S., Vis, I. F. A., & Jonkman, S. N. (2012). Exploring Logistics Aspects of Flood Emergency Measures. *Journal of Contingencies and Crisis Management*, 20(3), 166–179. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5973.2012.00667.x>
- DNP. (2017). DNP. Retrieved from <https://www.dnp.gov.co/Paginas/inicio.aspx>
- Doerner, K. F., Gutjahr, W. J., & Nolz, P. C. (2009). Multi-criteria location planning for public facilities in tsunami-prone coastal areas. *OR Spectrum*, 31(3), 651–678. <https://doi.org/10.1007/s00291-008-0126-7>
- Duran, S., Gutierrez, M. A., & Keskinocak, P. (2011). Pre-positioning of emergency items for CARE international. *Interfaces*, 41(3), 223–237. <https://doi.org/10.1287/inte.1100.0526>
- Sánchez, Á. G. (2007). Técnicas metaheurísticas. Obtenido de <http://www.iol.etsii.upm.es/arch/metaheurísticas.pdf>.
- Garza Rodriguez, I., & Ramirez Muñoz, A. (2012). *Handbook of Genetic Algorithms: New Research*. New York: Nova Science Publishers, Inc.
- Ghorbani, A., & Akbari Jokar, M. R. (2016). A hybrid imperialist competitive-simulated annealing algorithm for a multisource multi-product location-routing-inventory problem. *Computers and Industrial Engineering*, 101, 116–127. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.08.027>
- Godschalk, D. R. (1991). Disaster mitigation and hazard management. In *Emergency Management: Principles and Practice for Local Government*. International City (pp. 131–160). Washington, DC.
- Green III, W. G. (2002). Four phases of emergency management. *Electronic Encyclopedia of Civil Defense and Emergency Management*.
- Guerrero, W. J., Prodron, C., Velasco, N., & Amaya, C. A. (2013). Hybrid heuristic for the inventory location-routing problem with deterministic demand. *International Journal of Production Economics*, 146(1), 359–370. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.07.025>
- Hu, S. L., Han, C. F., & Meng, L. P. (2017). Stochastic optimization for joint decision making of inventory and procurement in humanitarian relief. *Computers and Industrial Engineering*, 111, 39–49. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.06.029>
- Ichoua, S. (2010). Humanitarian Logistics Network Design for an Effective Disaster Response. *Engineering*, 1–4. <https://doi.org/10.1080/09614520903564322>
- Iniestra, J. G., Arroyo López, P. E., & Enríquez Colón, R. (2012). Un Modelo Bi-Criterio Para La Ubicación De Albergues , Como Parte De Un Plan De Evacuación a Bi-Criterios Model To Locate Shelters As Part of an. *Revista Ingeniería Industrial*, 11(2), 35–56.
- Juan, A. A., Faulin, J., Grasman, S. E., Rabe, M., & Figueira, G. (2015). A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization problems. *Operations Research Perspectives*, 2, 62–72. <https://doi.org/10.1016/j.orp.2015.03.001>
- Kongsomsaksakul, S., Yang, C., & Chen, A. (2005). Shelter location-allocation model for flood evacuation planning. *Journal of the Eastern Asia Society ...*, 6(1981), 4237–4252. <https://doi.org/10.11175/easts.6.4237>
- Kreft, S., Eckstein, D., Junghans, L., Kerestan, C., & Hagen, U. (2014). *Global climate risk index 2013: Who suffers most from Extreme weather events? Weather-related loss events in 2013 and 1994 to 2013*. Think Tank & Research. <https://doi.org/978-3-943704-04-4>
- Kunz, N., & Reiner, G. (2012). A meta-analysis of humanitarian logistics research. *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, 2(2), 116–147. <https://doi.org/10.1108/20426741211260723>
- Maliszewski, P. J., & Horner, M. W. (2010). A Spatial Modeling Framework for Siting Critical Supply Infrastructures*. *The Professional Geographer*, 62(3), 426–441. <https://doi.org/10.1080/00330121003788408>
- Mete, H. O., & Zabinsky, Z. B. (2010). Stochastic optimization of medical supply location and distribution in disaster management. *International Journal of Production Economics*, 126(1), 76–84. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.10.004>
- Naji-Azimi, Z., Renaud, J., Ruiz, A., & Salari, M. (2012). A covering tour approach to the location of satellite distribution centers to supply humanitarian aid. *European Journal of Operational Research*, 222(3), 596–605. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.05.001>

- Noyan, N., Balcik, B., & Atakan, S. (2016). A Stochastic Optimization Model for Designing Last Mile Relief Networks. *Transportation Science*, 50(3), 1092–1113. <https://doi.org/10.1287/trsc.2015.0621>
- Öztaysi, B., Behret, H., Kabak, Ö., Sari, I. U., & Kahraman, C. (2013). Fuzzy Inference Systems for Disaster Response. In B. Vitoriano, J. Montero, & D. Ruan (Eds.), *Decision Aid Models for Disaster Management and Emergencies* (pp. 75–94). Paris: Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-91216-74-9_4
- Park, S., van de Lindt, J. W., Gupta, R., & Cox, D. (2012). Method to determine the locations of tsunami vertical evacuation shelters. *Natural Hazards*, 63(2), 891–908. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0196-3>
- Rabbani, M., Manavizadeh, N., Samavati, M., & Sammak Jalali, M. (2015). Proactive and reactive inventory policies in humanitarian operations. *Uncertain Supply Chain Management*, 3(3), 253–272. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2015.3.004>
- Rayat, F., Musavi, M. M., & Bozorgi-Amiri, A. (2017). Bi-objective reliable location-inventory-routing problem with partial backordering under disruption risks: A modified AMOSA approach. *Applied Soft Computing Journal*, 59, 622–643. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.06.036>
- Reyes Rubiano, L. S. (2015). *Localización de instalaciones y ruteo de personal especializado en logística humanitaria post-desastre - caso inundaciones*.
- Rodríguez-Espíndola, O., Albores, P., & Brewster, C. (2017). Disaster preparedness in humanitarian logistics: A collaborative approach for resource management in floods. *European Journal of Operational Research*, 0, 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.01.021>
- Rodríguez-Espíndola, O., & Gaytán, J. (2015). Scenario-based preparedness plan for floods. *Natural Hazards*, 76(2), 1241–1262. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1544-2>
- Rottkemper, B., Fischer, K., Blecken, A., & Danne, C. (2011). Inventory relocation for overlapping disaster settings in humanitarian operations. *OR Spectrum*, 33(3), 721–749. <https://doi.org/10.1007/s00291-011-0260-5>
- Sawik, T. (2014). Joint supplier selection and scheduling of customer orders under disruption risks: Single vs. dual sourcing. *Omega (United Kingdom)*, 43, 83–95. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.06.007>
- Shen, S. (2013). Optimizing designs and operations of a single network or multiple interdependent infrastructures under stochastic arc disruption. *Computers and Operations Research*, 40(11), 2677–2688. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2013.05.002>
- Scoones, I. (1998). Sustainable rural livelihood: A framework for analysis. IDS Working paper 72. Institute of Development Studies
- Tofighi, S., Torabi, S. A., & Mansouri, S. A. (2016). Humanitarian logistics network design under mixed uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 250(1), 239–250. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.08.059>
- Ukkusuri, S., & Yushimito, W. (2008). Location Routing Approach for the Humanitarian Prepositioning Problem. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2089, 18–25. <https://doi.org/10.3141/2089-03>
- UNISDR, & CRED. (2015). The human cost of weather-related disasters 1995-2015. *UNISDR Publications*, 1, 30. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- UNGRD. (2016). Medios de vida. Bogotá: Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres
- Victoria, J. F., Afsar, H. M., & Prins, C. (2016). Vehicle Routing Problem with Time-Dependent Demand in humanitarian logistics. *Proceedings of 2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management, IEEE IESM 2015*, (October), 686–694. <https://doi.org/10.1109/IESM.2015.7380233>
- Waugh, W. L. (2000). *Living with Hazards, dealing with Disasters: An Introduction to Emergency Management*. New York.
- Waugh, W. L., & Hy, R. J. (1990). *Handbook of Emergency Management: Programs and Policies Dealing with Major Hazards and Disasters*. New York.
- Widener, M. J., & Horner, M. W. (2011). A hierarchical approach to modeling hurricane disaster relief goods distribution. *Journal of Transport Geography*, 19(4), 821–828. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2010.10.006>
- Zhao, M., & Chen, Q. (2015). Risk-based optimization of emergency rescue facilities locations for large-scale environmental accidents to improve urban public safety. *Natural Hazards*, 75(1), 163–189. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1313-2>