

Trabajo de grado en modalidad de aplicación

## [183007] Diseño de una técnica de solución para la localización de ambulancias en Bogotá.

Mauricio García Márquez<sup>a,c</sup>, Jose Navarrete Sánchez<sup>a,c</sup>, Nicolás Soracá Plaza<sup>a,c</sup>,

Carlos Montoya Casas<sup>b,c</sup>, David Barrera Ferro<sup>b,c</sup>

<sup>a</sup>Estudiante de Ingeniería Industrial

<sup>b</sup>Profesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

<sup>c</sup>Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

---

### Resumen

Se busca diseñar una técnica de solución para la localización de ambulancias en la ciudad de Bogotá D.C, con el fin de mejorar los tiempos de respuesta desde el momento en que se llama a emergencias, hasta que la ambulancia recoge al paciente; asegurando al mismo tiempo que ninguna zona de la ciudad se quede sin cobertura. En la actualidad el tiempo de respuesta promedio de las ambulancias en Bogotá está por encima del estándar internacional; en ciudades como Estados Unidos, este es de catorce minutos con desviación estándar de siete minutos. De la rápida respuesta puede depender la vida del paciente; una eficiente localización puede incidir en la rapidez de atención en los diferentes sectores de la ciudad, sin necesidad de aumentar las ambulancias existentes; garantizando también cobertura para toda la región. Se evaluará la situación actual y se planteará una técnica de solución determinística, y otra estocástica que integre simulación y contemple la variabilidad para algunos parámetros del diseño de contexto de la problemática particular de Bogotá. El estudio propuesto se concluye comparando indicadores que representen los cambios propuestos respecto a la actualidad. Se espera que los tiempos de respuesta mejoren y que exista un nivel de cobertura mínimo.

*Palabras claves:* localización, tiempos de respuesta, ambulancias, técnica de solución, Bogotá D.C.

---

### 1. Justificación y planteamiento del problema

#### Descripción del problema:

La atención médica prehospitalaria está definida como el conjunto de acciones que se llevan a cabo para atender a la comunidad cuando se presentan urgencias, emergencias o desastres naturales. La metodología comprende los servicios de salvamento, atención médica y transporte a enfermos o accidentados por fuera de un hospital. El tiempo respuesta de la atención prehospitalaria, es medido desde el momento que se confirma que una llamada es una emergencia médica hasta el instante en el cual el paciente es entregado al hospital donde es admitido, dada su condición de salud y seguro [1]. De acuerdo con [31], pueden identificarse cuatro procesos básicos en esta atención: i) el tiempo de despacho, ii) el tiempo de atención paramédica, iii) el tiempo de traslado, y iv) el tiempo de recepción de pacientes. El primero va desde el momento en que se confirma que la llamada es una emergencia, hasta que el vehículo llega al lugar de la emergencia. El segundo proceso incluye subir al paciente al vehículo con una camilla, cuidados médicos que se realizan dentro de la ambulancia para mantenerlo estable y la toma de datos de la situación actual, seguro y nivel de emergencia. El tercero toma el tiempo desde que la ambulancia parte del lugar de la emergencia hasta el hospital destino. El cuarto proceso incluye la recepción y aceptación del paciente en el hospital.

En el contexto de emergencias médicas, este tiempo de respuesta tiene impacto sobre la tasa de supervivencia y la calidad de vida de los pacientes [5]; por esta razón, reducir el tiempo de respuesta resulta relevante; cuando se mejora el tiempo de respuesta en alguno de los procesos de la atención prehospitalaria, se disminuye el tiempo total de servicio que toma atender al paciente.

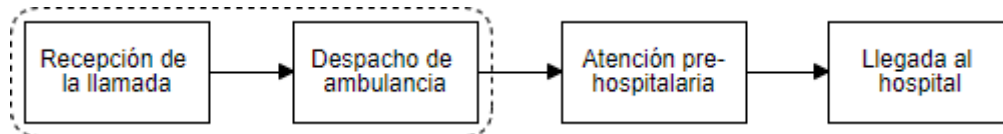


Figura 1: Proceso de atención prehospitalaria. Basada en la de [34]. Elaboración propia.

En la ciudad de Bogotá, es el CRUE (Centro Regulador de Urgencias y Emergencias) quien dirige la operación de los vehículos destinados a atención prehospitalaria. Esta entidad pertenece a la Secretaría Distrital de Salud. De acuerdo con su base de datos, en el año 2018, su tiempo de respuesta promedio en la fase de despacho de ambulancia es de 20.68 minutos, y el percentil 95 del mismo es de 45.90 minutos, lo que muestra que, en la mayoría de los casos, el vehículo de emergencia demora grandes cantidades de tiempo en llegar al paciente, cuando el estándar internacional, según [37], es de 10 minutos; ni siquiera el percentil 25, con un tiempo de 11.33 minutos, logra superar el estándar.

Estadísticas tiempo de servicio	
Percentil 25	Media
11,33	20,68
Percentil 50	
17,62	
Percentil 75	
26,52	
Percentil 95	
45,9	

El tiempo de respuesta de interés es el que se desarrolla entre los códigos internos 518 y 523. (518 corresponde al momento en el que se asigna un caso a una ambulancia y 523 es el momento en el que llega al lugar de la emergencia).

Figura 2: Estadísticas del tiempo de servicio de despacho de ambulancias públicas (2018). Elaboración propia mediante la depuración de la base de datos de tiempos de respuesta del CRUE.

En la actualidad la mayoría de los accidentes que utilizan vehículos de emergencia, son de prioridad alta (Figura 3), es decir, que la vida del paciente está en alto riesgo, y por lo tanto debe ser atendida en el menor tiempo posible, lo que hace pertinente evaluar la disminución de los tiempos de respuesta actuales.



Figura 3: Frecuencia relativa de la distribución de accidentes según su prioridad. Elaboración propia, basada en la Fuente: Sistema de información PRODCAD, herramienta Crystal Reports, Plantilla 72, año 2017. Información brindada por el CRUE en una cartilla resumen.

En todo el proceso de atención prehospitalaria, existen varios elementos que pueden influir en el tiempo de respuesta, entre estos la recepción de la llamada. De acuerdo con [32]; la duración de esta puede influir en el bienestar del paciente, y aunque la probabilidad de supervivencia es mayor cuando el conductor de una ambulancia posee menos responsabilidades, se debe tener en cuenta tanto el personal requerido, como los vehículos disponibles, y el hecho de que existen varios tipos de ambulancia y que no todas pueden satisfacer las restricciones de todo tipo de emergencia. Otro factor influyente en la eficiencia de la atención es el volumen de las llamadas, pues pueden influir en las decisiones de despacho y eficiencia del servicio. [33] determinó que reducir el tiempo de respuesta en cinco minutos duplica las probabilidades de supervivencia de un paciente. Estudios previos han propuesto diferentes metodologías para mejorar los tiempos de respuesta. [19], propone la manera de mejorar la fase de llegada al hospital (figura 1) mediante mecanismos de control para evitar la saturación y cuellos de botella en la recepción de pacientes en el hospital. Mediante el diseño de redes abiertas y el uso de la simulación para validar un contexto. Este estudio es un ejemplo de una posible solución para la reducción en el tiempo de servicio y costos, tomando una tasa de llegada estocástica. [33], busca reducir el tiempo de respuesta en la etapa del proceso de la recepción de la llamada, mediante la simulación de un sistema de información de las EMS (Emergency management systems). [33] logró maximizar el número de respuestas oportunas por subgrupo geográfico en una ciudad, en donde mediante geo-localizadores ubica las ambulancias y en la llamada asigna a una con una ubicación favorable.

Dado a los enfoques mencionados, vale la pena resaltar también la localización de ambulancias como un método de alto impacto frente al tiempo de atención. Esto se debe a que una correcta distribución de estas a lo largo de la ciudad puede permitir una respuesta más rápida y eficiente; sin la necesidad de invertir en nuevos vehículos, se puede mejorar la fase de despacho de ambulancias. [3], realizó una evaluación de diversas metodologías mediante las cuales se garantiza que ninguna zona de la ciudad quede desprotegida o demasiado alejada de los vehículos de emergencia en una ciudad, relocalizando centros asistenciales donde parquean las ambulancias; este autor descubrió que mediante simulación y metaheurísticas restringidas para garantizar cobertura, es posible que una correcta ubicación no deje zonas descubiertas y adicionalmente mejore el tiempo de respuesta promedio. Adicionalmente [34] realizó un diseño metodológico para la ubicación de ambulancias del sector de atención prehospitalaria en la ciudad de Bogotá, donde buscaba reducir la distancia media, o tiempo de respuesta promedio de una forma integrada de todo el proceso prehospitalario; es decir, desde la llamada hasta la llegada al hospital. La diferencia del modelo de [34] es que este relaciona las decisiones a tomar con todo el proceso, descubriendo que en su caso localizar las ambulancias tenía un alto impacto en el tiempo de respuesta y otras funciones del proceso general de la solicitud de un servicio de emergencia médica.

### **Justificación del proyecto:**

Con el fin de determinar una medición objetiva de los parámetros, es necesario considerar la posibilidad de variación de estos mismos. Parte del estudio define si es necesario encontrar la distribución de probabilidad de los datos, o algún método para definir la variabilidad de estos; y mediante simulación y optimización, obtener soluciones que permitan optimizar ciertos indicadores de gestión teniendo en cuenta el impacto de la incertidumbre de los datos de entrada y parámetros generales del diseño contextual del problema. Los datos de entrada del problema se pueden tomar de dos formas, determinísticos o estocásticos. Aunque ambos pueden aportar de forma válida a la solución, la versión determinística posee limitaciones en cuanto a una caracterización más real de la incidencia de la localización de ambulancias en los tiempos de respuesta para la prestación del servicio de emergencias médicas. Esto se debe a que un enfoque de solución determinístico parte de la toma de decisiones a partir de la consideración valores esperados o promedio de los parámetros de entrada del problema. Por otro lado, al considerar un enfoque estocástico es posible obtener soluciones confiables para una frontera más larga de tiempo, en las cuales se pueda contrarrestar el impacto de la incertidumbre ocasionada por elementos como la ocurrencia inesperada de accidentes, congestiones viales, etc.



Mediante el diseño de una técnica de solución que considere el impacto de la incertidumbre en las llamadas y/o los tiempos de desplazamiento, para definir la localización de las ambulancias, se pretende explorar alternativas que puedan incidir en la reducción del tiempo promedio de respuesta actual y así mismo evaluar el potencial impacto en otros indicadores de gestión, los cuales aún están por definirse con la colaboración del CRUE de acuerdo con sus necesidades. Teniendo en cuenta lo anterior se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo diseñar una técnica de solución para el problema de localización de estaciones de ambulancias de la red pública de Bogotá, solo utilizando los vehículos existentes en la actualidad y considerando la variabilidad en la demanda y otros posibles parámetros?

## **2. Antecedentes**

La figura 4 muestra la clasificación de cuarenta artículos publicados entre los años 2004 y 2018, asociados con la solución al problema de gestión de emergencias médicas con localización de ambulancias dirigidas hacia diferentes poblaciones. Como puede observarse en la figura, entre un total de 40 artículos, se muestra una caracterización porcentual, planteada a partir de los siguientes factores: función objetivo, enfoque, tipo de solución, uso de simulación, teoría de la solución, y naturaleza de los datos del tiempo de respuesta y demanda de las ambulancias. A continuación, se presentará una referenciación de algunos de estos artículos acorde a la categorización en los factores previamente mencionados.

Al hacer referencia directa a las funciones objetivos consideradas en los antecedentes estudiados, varios autores se han enfocado en la maximización de la demanda cubierta; un objetivo el cual representa la necesidad de amplificar el impacto de los recursos, para atender a la mayor cantidad de solicitudes de emergencias médicas [2, 7, 17, 26, 34, 35]. Por otro lado, otros autores han planteado estrategias de solución para minimizar el costo total de instalar y mantener establecimientos para las ambulancias, asegurando un mínimo nivel de cobertura [3, 12, 20]. Así mismo, otro objetivo presente en los antecedentes, que se diferencia por la implementación de indicadores multiobjetivo es el maximizar indicadores que representan el valor total de abrir una localización para la distribución de ambulancias; teniendo en cuenta medidas de desempeño que incluyen cobertura, tasa de arribos, tasa de servicio y probabilidad de restricciones ambientales [4, 12, 36].

A continuación, se muestran los diferentes enfoques de caracterización realizada previamente por autores que han abordado el problema de la atención prehospitalaria:

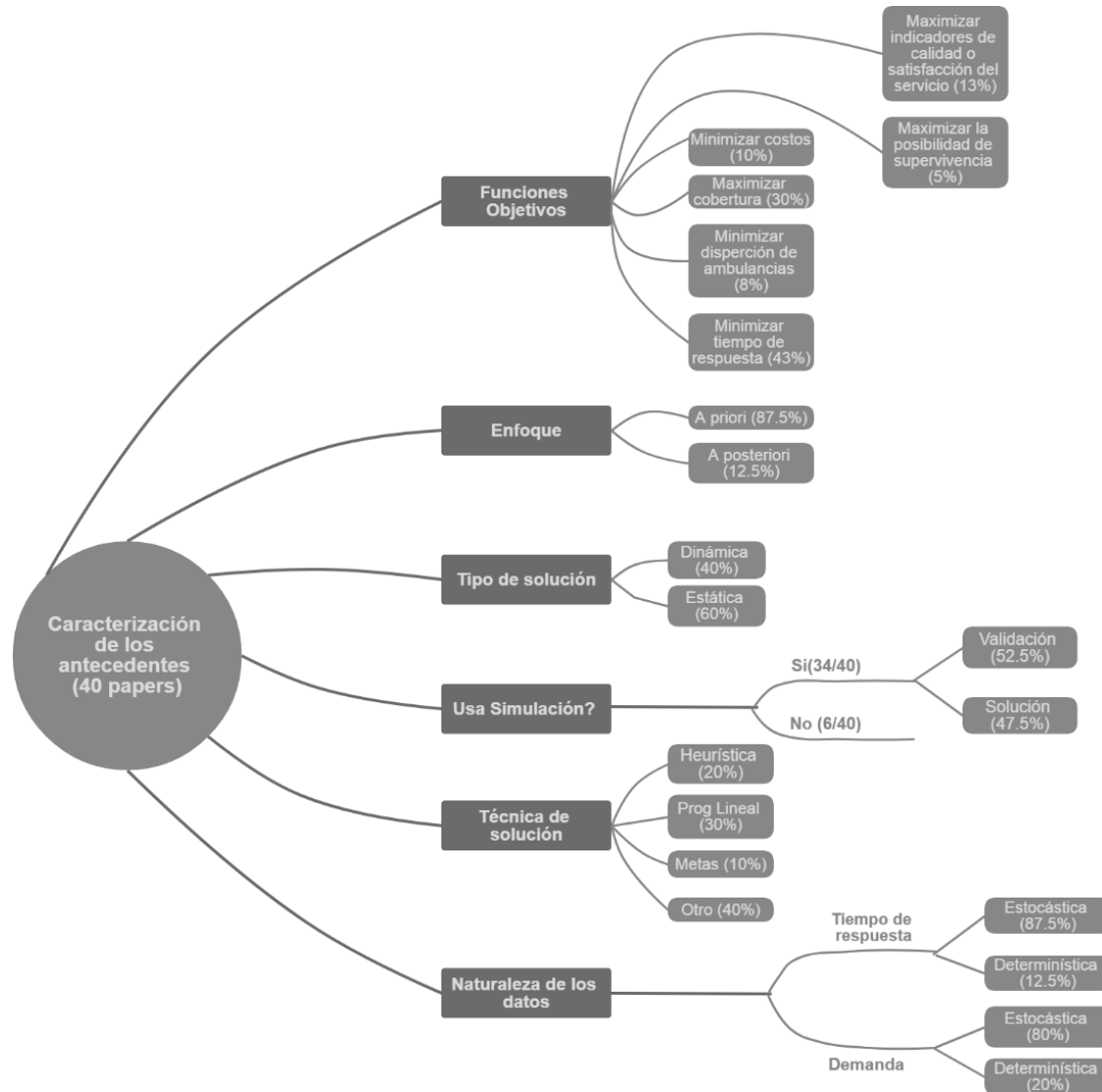


Figura 4: Resumen de antecedentes. Elaboración propia.

Haciendo referencia a los enfoques multiobjetivo, también, se evidenciaron investigaciones cuyo enfoque cuantitativo buscaba minimizar el tiempo de respuesta, mejorando el nivel de servicio e implementando heurísticas que buscan gestionar mejoras operativas [1,19,21,34]. Así mismo, otros autores complementan la función al asociar modelos para maximizar la cobertura con aquellos que minimizan tiempo de respuesta [5].

Otro aspecto de interés para el diseño del contexto del problema es aquel que define el origen de la información precedente para solucionar la problemática a abordar; en este documento la diferenciación de esta característica se toma como a priori o a posteriori. Considerando el contexto abordado en la ciudad de Bogotá, a priori significa tratar el problema bajo una situación actual (en tiempo real), mientras que a posteriori implica una serie de supuestos frente a la forma de condicionar el ambiente del problema y analizar la información de este.



En primera instancia, se considera un planteamiento a priori, es decir, un enfoque de solución que utilice supuestos teóricos para la validación de la eficiencia de la metodología [1, 3, 4, 5, 11, 15]; en el caso de la localización de ambulancias un ejemplo sería utilizar el utilizar la simulación (basada en datos históricos) para el diseño de una solución diseñada para mantener estable, más no una solución que buscara responder dinámicamente a datos reales, lo cual representaría un enfoque a posteriori. Este enfoque implica que el planteamiento de la solución solo pueda resultar de la experiencia con los datos reales, con el fin de determinar si cualquier método utilizado responde a datos verdaderos o no. En el contexto abordado, tras realizar modelos de optimización y simulación, una solución a posteriori sería aquella solución que aparte de ser dinámica, tenga un mecanismo de recepción de información en tiempo real, y las relocalizaciones se adapten a este contexto.

Otro aspecto considerado como foco de análisis a la lectura de estos antecedentes, es el tipo de solución mediante la cual se va a abordar el problema; se puede proponer una solución del problema estableciendo adaptaciones a esta misma a través del tiempo, o se puede establecer una solución determinada e inamovible. En este sentido, de acuerdo con la información disponible en los artículos, existen dos tipos de posibles soluciones, estática o dinámica. Se considera una solución estática aquella que se mantiene a lo largo del tiempo y que está determinada por los parámetros iniciales, en el caso del problema de localización corresponde entonces a la ubicación de las ambulancias en la ciudad en puntos fijos que atienden la demanda de zonas puntuales [2,4,5,8,12,14]. Por otra parte, la solución dinámica es aquella que se ajusta de acuerdo con el comportamiento de las variables presentes en el sistema y permite que exista una mayor flexibilidad a la hora de tomar decisiones. Para este caso el papel de la solución dinámica es el de tener la posibilidad de hacer relocalización en función de las zonas en las cuales se producen los accidentes [21, 24, 27].

Una forma de considerar la variabilidad de los parámetros evidenciada en los antecedentes y considerados para la problemática particular, es el uso de simulación como metodología para encarar el problema. El 90% de la literatura revisada hace uso de la simulación, bien sea como método de validación, o integrada a la forma en la cual se aborda la solución (heurísticas, metaheurísticas, programación lineal, etc.). La simulación empleada como verificación se encarga de validar la efectividad de la solución encontrada para diferentes escenarios posibles en los que ésta se puede desempeñar en la realidad [4, 5, 33, 34]. Dentro de las soluciones que integran la simulación con los métodos de solución, aparece el enfoque simulación-optimización que busca acoplar al modelo de optimización un componente de simulación que permita encontrar una solución con mayor flexibilidad. Un ejemplo de hibridación entre simulación y optimización sería *simheuristics*, una técnica en la cual una rutina de optimización utiliza la salida del simulador como función objetivo dependiente de las entradas que fueron alimentadas al modelo y en base a esta y a evaluaciones anteriores, propone un nuevo conjunto de soluciones de entrada [1, 3, 8].

Por otro lado, el otro 10% de los artículos estudiados que no usaban la simulación para el desarrollo de sus soluciones, son aquellos que además de presentar un enfoque de solución determinístico, llegaban a resultado justificados por un contexto no variable. Aquellos resultados están validados por técnicas heurísticas, de programación lineal, metas, modelos de localización, o simplemente análisis estadístico [2, 4, 23]; sin embargo, aunque estos métodos no consideren la variabilidad para determinar una respuesta, en general, estos logran mejoras significativas a las problemáticas particulares que abordaron. Aunque, no representa situaciones reales con el mismo acercamiento a como lo hace una solución desarrollada o validada por una simulación.

Con referencia al último foco de análisis, se considera sumamente relevante la naturaleza de información de entrada, y por ende la parametrización del modelo de solución. Se puede identificar que la mayoría de los artículos estudiados asociaban los datos de demanda a una distribución de probabilidad, teniendo en cuenta un comportamiento estocástico, tanto en la demanda de los vehículos como en los tiempos de respuesta. Por ejemplo, un enfoque estocástico en donde se clasifiquen los días de la semana de acuerdo con la franja horaria, estudiando la distribución de la demanda de servicios de emergencias médicas partiendo del registro histórico de las llamadas y de la recepción del servicio [3,5,9,18,19]. Por otro lado, vale la pena mencionar que se encuentra también la consideración de los datos de entrada como datos invariables y constantes. Sin embargo, no es característico de los antecedentes abordados para el estudio de la solución a este problema; puesto que no considerar la variabilidad de los parámetros representaría una penalidad en la calidad de la solución abordada a el contexto de atención para la solicitud de servicios de emergencias médicas.



Finalmente, al estimar lo planteado en la justificación para una consideración del problema; además considerando los focos de análisis sobre las características a abordar para el planteamiento, desarrollo, y propuesta de solución; se considerará el problema con enfoque a priori; estático; y una tasa de demanda ubicadas por zonas de Bogotá, parametrizada con tiempos de respuesta estocásticos. Adicionalmente, cabe resaltar que una solución dinámica puede ser a priori si se proponen relocalizaciones antes de validar la eficiencia de la solución propuesta frente a la situación real; sin embargo, el uso de la simulación, aunque tenga un enfoque a priori, se realiza con el fin de replicar un contexto “real” de la problemática a abordar. Dado a lo mencionado, aunque se haga referencia a un enfoque determinístico y a priori para este caso particular, se buscará hibridar simulación con optimización, cuya función objetivo consistirá en minimizar la función de costos que representa la operación de la atención a emergencias médicas, partiendo de la llamada al CRUE hasta que la ambulancia recoge al paciente. Esto permite innovar en el enfoque de solución, dado que pocos autores optaron por la hibridación para abordar el tema.

### 3. Objetivos

#### Objetivo general:

Diseñar una técnica de solución para la localización de vehículos de emergencia públicos en Bogotá, la cual considere el impacto de la variabilidad de los tiempos de desplazamiento y/o de su demanda; bajo las particularidades de funcionamiento del CRUE.

#### Objetivos específicos:

- Diseñar una técnica de solución para el problema asumiendo que los parámetros son determinísticos, es decir, sin considerar el impacto de la variabilidad en ciertos parámetros para la generación de soluciones factibles.
- Diseñar una técnica de solución que integre simulación y optimización de tal forma que sea posible resolver el problema con parámetros estocásticos, lo cual implica incluir el impacto de la variabilidad de estos para la generación de soluciones factibles.
- Medir el impacto de la técnica de solución mediante indicadores como tiempo de respuesta, cobertura y/o nivel de servicio comparando sus valores actuales con los de la solución tanto determinística (objetivo 1) como estocástica (objetivo 2).

### 4. Metodología

La figura 4 presenta la metodología diseñada para este trabajo. Se resume qué actividades están asociadas a las diferentes fases (DMAIC) y a qué objetivo está asociada cada fase.

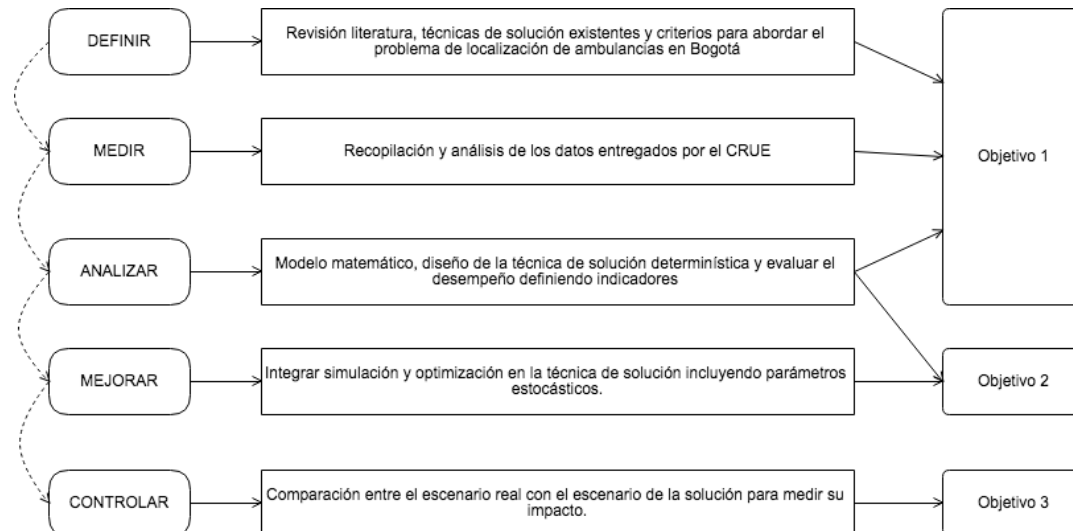


Figura 5:Asignación del rol de los objetivos. Fuente: Elaboración propia.

La primera fase del proyecto incluye la definición, la medición y el análisis. El resultado de esta fase está asociado al **primer objetivo específico** y será un modelo matemático donde se evaluará el desempeño de esta solución. La idea de esta fase es condicionar el ambiente de estudio del problema a restricciones medibles y variables, estableciendo así un primer foco de análisis con una solución determinística.

Los datos de entrada de esta fase corresponden a la información detallada sobre la accidentalidad que provee la CRUE; y las actividades establecidas en esta fase, buscan organizar esta información, evaluarla, medirla y relacionarla con una distribución de probabilidad; con el fin de proponer soluciones determinísticas al problema, las cuales serán parte clave para la conclusión derivada de la comparación de los diferentes métodos de solución. A continuación, se presentan las actividades relacionadas con esta fase:

Objetivo	Actividades	Herramientas de ingeniería industrial	Entregable
Específico 1	Conseguir los datos históricos de llamadas de emergencia del CRUE y las direcciones de esas llamadas. (Definir)	Recopilación de la información en una "base de datos" o csv	Listado de la información organizada
	Establecer upz (unidades territoriales pequeñas) a lo largo de la ciudad de Bogotá de acuerdo con la demanda de llamadas. (Definir)	Asignación por estadística descriptiva (tabla de frecuencias)	Mapeo general de las upz.
	Definir la función objetivo y otros indicadores de interés.(analizar)	Optimización	Variables, elementos que afecten el tiempo de respuesta
	Diseñar un modelo matemático lineal que represente la gestión de emergencias médicas en Bogotá. (analizar)	Archivos de texto, Solver de optimización lineal (Parametrización determinística)	Solución del modelo lineal considerando parámetros determinísticos.
	Diseñar un modelo de localización, definiendo nodos de demanda similares a la notación de las upz. (analizar).	heurísticas logísticas	Mapeo incluyendo los recursos ubicados en las upz de Bogotá.

Tabla 1:Asignación de actividades por objetivo (1/2). Fuente: Elaboración propia.

Como segunda fase de la metodología, se encuentra la proposición de actividades para el mejoramiento de la solución empleada. En esta fase se tendrían como datos de entrada la medición y el análisis de los parámetros estocásticos. Se propone una técnica de hibridación para esta fase. Específicamente, para cumplir el segundo objetivo se proponen 5 actividades (con detalle en la Figura 2), en las cuales se busca diseñar un modelo de simulación que represente el comportamiento del ambiente a estudiar a través del tiempo. Adicionalmente, calcular otros indicadores de interés para la organización, de manera que se vean representados en la simulación.



Finalmente, la última fase de la metodología tiene como finalidad controlar el marco de soluciones relacionadas, tomando como dato de entrada la simulación, y midiendo el impacto en la función objetivo, frente a otras soluciones determinísticas establecidas en la primera fase. La primera actividad relacionada a esta fase de la metodología busca definir qué técnica de hibridación presentaría un mayor potencial de impacto positivo en la función objetivo. Se aplica la hibridación para mejorar la simulación y de esta forma establecer los indicadores de la solución a unos focos objetivos de comparación de las diferentes técnicas de solución, para finalmente concluir con la técnica que aborde mejor el objetivo general de esta investigación.

Específico 2	Caracterización de la variabilidad en los parámetros relevantes del diseño del contexto real (medir)	Análisis de datos	Eventos a tener en cuenta para la variabilidad
	Realización de la simulación	Programa de simulación (p.e: Arena)	Simulación del contexto ambiental de la problemática
	Analizar los resultados de la solución de la simulación en estado estable. (Analizar)	Análisis de datos Simulación	Valores estadísticos La simulación estocástica
	Aplicar optimización sobre la solución de la simulación.(Mejorar)	Metaheurísticas, optimización	Valores estadísticos mejorados
	Calcular indicadores establecidos, junto con la función objetivo	Logística	Valor FO y valor de los indicadores
Específico 3	Comparar la situación actual con la solución determinística mediante el uso de los indicadores	Análisis de datos	Valores de comparación y análisis de cada caso
	Comparar la situación actual con las dos soluciones propuestas (Determinística y estocástica). (Controlar)		

Tabla 2:Asignación de actividades por objetivo (2/2). Fuente: Elaboración propia.

#### 4.1. Modelo de programación lineal para el problema determinístico.

El modelo matemático propuesto para la solución lineal al contexto diseñado está compuesto por conjuntos (número de elementos pertenecientes a un mismo grupo), parámetros (elementos que hacen parte del problema, pero no son cambiantes y están preestablecidos, y variables de decisión, que son aquellos elementos del problema que serán modificados basados en beneficiar la función objetivo, y como su nombre lo dice, implica decisiones en el diseño.

Conjuntos	
Expresión	Información
<b>I: {1...n}</b>	Conjunto de nodos en donde: (1...n) son los posibles parqueaderos ubicados a lo largo de la ciudad de Bogotá en donde puede ubicarse y parquearse las ambulancias públicas.
<b>J: {1...m}</b>	Conjunto de nodos en donde: (1...m) son los puntos de demanda generados basados en el sistema de localidades de Bogotá y en el tamaño de instancia que se corra en el modelo determinístico.
<b>K: {1...p}</b>	Conjunto de ambulancias públicas con las que cuenta la ciudad de Bogotá.

Tabla 3: Conjuntos del modelo matemático. Fuente: Elaboración propia.

Parámetros	
Expresión	Información
$A_{ij} \in \{0, 1\}$	Parámetro binario en donde: Si el tiempo de desplazamiento del nodo $i$ al nodo $j$ es menor a $S$ , siendo $S$ un tiempo determinado para mejorar el nivel de servicio (en este caso definido como 20 minutos), la variable es 1, en cualquier otro caso es 0.
$C_i \in \mathbb{R}^+$	Parámetro de valor en donde: $C$ es el costo de parquear una ambulancia en el nodo $i$ .
$H_j \in \mathbb{R}^+$	Parámetro de valor en donde: $H$ es la demanda del nodo $j$ .
$D_{ij} \in \mathbb{R}^+$	Parámetro de valor en donde: $D$ es la distancia del nodo $i$ al nodo $j$ .
$T_{ij} \in \mathbb{R}^+$	Parámetro de valor en donde: $T$ es el tiempo del nodo $i$ al nodo $j$ .
$N$	Parámetro de valor en donde: $N$ es el número máximo de ambulancias públicas de las que se dispone
$G$	Parámetro de valor en donde: $G$ es el costo de transportar una ambulancia por Km
$B$	Parámetro de valor en donde: $B$ es el costo promedio por minuto de un operario. (Asumimos que cada ambulancia utiliza 2 operarios)
$D_{max}$	Parámetro de valor en donde: $D_{max}$ es la demanda máxima que una ambulancia puede atender por día
$N_m$	Parámetro de valor en donde: $N_m$ es el nivel mínimo de servicio de la demanda que se debe cumplir. (Demanda satisfecha/Demanda total)

Tabla 4: Parámetros del modelo matemático. Fuente: Elaboración propia.

Variables de decisión	
Expresión	Información
$Y_{kj} \in \{0, 1\}$	Variable binaria en donde: Si la ambulancia $k$ atiende el nodo $j$ , la variable es 1; en cualquier otro caso es 0.
$W_{ki} \in \{0, 1\}$	Variable binaria en donde: Si la ambulancia $k$ se estaciona en el nodo $i$ es 1, en cualquier otro caso es 0.
$Z_{ij} \in \{0, 1\}$	Variable binaria en donde: Si el parqueadero $i$ atiende el nodo $j$ es 1, en cualquier otro caso es 0.
$X_i \in \{0, 1\}$	Variable binaria en donde: Si el parqueadero $i$ se abre es 1, en cualquier otro caso es 0.
$L_i \in \mathbb{R}^+$	Variable de valor en donde: $L_i$ es el número de ambulancias ubicadas en el parqueadero $i$
$D_{aj} \in \mathbb{R}^+$	Variable de valor en donde: $D_{aj}$ es la demanda atendida en el nodo $j$

Tabla 5: Variables de decisión del modelo matemático. Fuente: Elaboración propia.

La función objetivo también fue construida por elaboración propia y busca minimizar el costo de satisfacer la mayor cantidad de demanda posible en los nodos, con las ambulancias públicas disponibles en la actualidad. Se encuentra a mayor detalle en la ecuación 1.

$$(1) \text{Min } Q: \sum_{ij}^{nm} Z_{ij} * D_{ij} * G + \sum_i^n X_i * C_i + \sum_i^n L_i * B$$

Función Objetivo Modelo matemático. Fuente: Elaboración propia.

El primer elemento de la ecuación representa el costo por la distancia que recorren las ambulancias activas por atender la demanda de sus nodos asignados. La segunda parte es el costo total por ubicar cada ambulancia en los diferentes nodos de parqueadero. La tercera parte representa el costo total de los operarios que atienden todas las ambulancias activas.

La función objetivo está sujeta a las siguientes restricciones:

$$(2) N \geq \sum_i^n L_i$$

$$(3) \sum_k^p W_{ki} \leq \mu * X_i \quad \forall i \in I$$

$$(4) \sum_j^p Z_{ij} \leq \mu * X_i \quad \forall i \in I$$

$$(5) L_i = \sum_k W_{ki} \quad \forall i \in I$$

$$(6) Z_{iz} \leq \sum_j^m A_{ij} * X_j \quad \forall i \in I \quad \forall z \in Z$$

$$(7) DA_j \geq NM * H_j \square jEJ$$

$$(8) DA_j \leq \sum_k^n Y_{kj} * Dmax \square jEJ$$

$$(9) \sum_j^m Y_{kj} \leq 1 \square kEK$$

$$(10) \sum_i^m L_i \leq N$$

$$(11) \sum_i^m L_i \geq 0$$

$$(12) \sum_i DA_j \geq 0$$

$$(13) Z_{ij}; W_{ki}; Y_{kj}; X_i \in \{0,1\} \square iEJ \square jEJ \square kEK$$

El conjunto de las restricciones planteadas representan lo siguiente: (2) Que no se asignen entre todos los nodos más de las ambulancias permitidas, (3) El nodo de parqueadero debe estar abierto para poder asignarle vehículos, (4) El nodo debe estar abierto para poder asignarle nodos de demanda, (5) La variable que condiciona el número de ambulancias que se envían a atender emergencias por nodo (i) está condicionada a la suma total de la variable binaria que determina si la ambulancia atiende el nodo, (6) Solo se puede permitir que un nodo de parqueadero atienda un nodo de demanda si el parámetro binario Aij es 1 ya que implica que el tiempo de servicio es adecuado para reducir la situación actual, y si se abre ese parqueadero. (7) La demanda atendida por cada nodo debe ser mayor al nivel mínimo de servicio requerido, (8) La demanda atendida debe ser menor o igual a la demanda total que se consigue con los parqueaderos abiertos y nodos atendidos. (9) Un nodo de demanda solo puede ser atendido por un parqueadero, pues el enfoque del problema estático, (10) El total de ambulancias en circulación debe ser menor o igual al número total de ambulancias disponibles, (11,12) No negatividad, (13) Condición binaria para todas las variables en las que aplica.

#### 4.2. Parametrización.

Teniendo claros los parámetros para llevar a cabo el modelo determinístico, y considerando la adaptación del modelo a la variabilidad estocástica, se procede a caracterizar los parámetros, con el fin de llevar a cabo el diseño de un último contexto variable y real para la realización la técnica de solución.

En el caso de la demanda, se realizó un análisis de datos a la información del historial de llamadas de solicitud de emergencias a la CRUE. Para el planteamiento determinístico, con el fin de tener en cuenta el cambio de la demanda en la operación diaria, se abordó el problema de manera similar a [2]. por lo tanto, se establecieron franjas de tiempo por día, las cuales se determinaron de acuerdo con el valor de la media del tiempo que demora una ambulancia en completar un servicio en promedio (tiempo entre inicio del servicio y el estado final de disponibilidad para un servicio nuevo). Es decir, el tiempo en que al recibir una llamada de emergencia una ambulancia toma la llamada, se desplaza al lugar, lleva al paciente y logra volver a su nodo inicial. Bajo este principio y supuesto, se obtuvo un tiempo promedio de cuatro horas por servicio, se establecieron seis franjas de cuatro horas durante el día, en donde en cada franja se tomó la demanda máxima registrada para poder cubrir los valores extremos en llamadas.

Para establecer los nodos de despacho de ambulancias y de atención de demandas, se tomaron en cuenta un listado con posibles parqueaderos que mantiene el CRUE para el despacho de ambulancias, los cuales se vieron representados en un archivo con la información de 152 áreas autorizadas para el parqueo de una ambulancia sin costo alguno. Para los nodos de demanda, se diseñó una matriz de demanda que representa conjuntos de coordenadas cuyo rango se definió de acuerdo con la configuración de una cantidad de nodos de demanda independientes que representen un contexto real, y sea basado en el historial de demanda y la coordenada específica en la que se presentaron la solicitud de las emergencias médicas en el año 2018 en la ciudad de

Bogotá.

Entrando en detalle con la cantidad de nodos de demanda que se consideró pertinente, se partió del número de referenciación similar a la que realiza el distrito, siendo esta referencia la cantidad de UPZ's (Unidades de Planeamiento Zonal o Barrios) (La figura 5 muestra las UPZ establecidas para Bogotá.), las cuales son un total de 117 en la ciudad de Bogotá. Con el fin de tener una aproximación lo más cercana posible a lo real, se partió de que la ciudad debe tener un valor aproximado a 117 nodos de demanda a partir de las coordenadas del historial otorgado por el CRUE.



Figura 6: Distribución UPZ Bogotá. Fuente: Secretaría distrital de planeación, alcaldía mayor de Bogotá.

Siiguiente a tener un valor aproximado de nodos de demanda, se analizó la información mediante la herramienta de Excel office para parametrizar la red de demanda y así tener los valores de: máxima coordenada en x, máxima coordenada en y, mínima coordenada en x, y mínima coordenada en y. Al obtener los rangos límites de los puntos cartesianos geográficos representados por los valores de la demanda, se buscó dividir esta área en zonas cuadradas y uniformes, de tal forma que la suma de zonas con un valor mayor a cero de demanda diera cantidades aproximadas a 117.

De acuerdo con lo mencionado, se diseñó una red de demanda geográfica con las características expuestas en la tabla 5 y la figura 6. En total la red consta con 220 zonas nodales potenciales de demanda, sin embargo, como se puede observar en la figura 6, no todas las zonas se ven representadas en la ciudad de Bogotá, y por consiguiente las zonas que se encontraban fuera del mapa de Bogotá no tuvieron datos de demanda. Por ende, el total de nodos con demanda en la ciudad de Bogotá más aproximado a la cantidad de UPZ fue de 114. Finalmente, con el fin de caracterizar los nodos de demanda como una coordenada específica, se asumió que la demanda del área geográfica se encontraba en la mitad; así pues, cada nodo con demanda se relacionó con una coordenada específica, necesario para la parametrización de distancia y tiempo de recorrido.

<b>X-Max</b>	-74,012
<b>X-Min</b>	-74,215
<b>Y-Max</b>	4,826
<b>Y-Min</b>	4,39
<b>Delta X</b>	0,203
<b>Delta Y</b>	0,436
<b>Coefficiente de división</b>	10
<b>Tamaño</b>	0,02

Tabla 6: Parámetros finales de la red de demanda para asignación de nodos de demanda. Fuente: Propia.

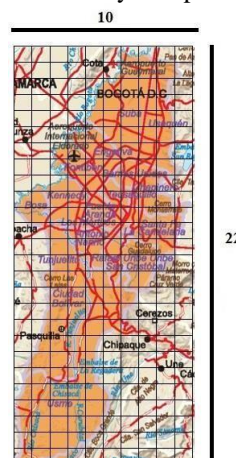


Figura 7: Mapa de Bogotá con la red de demanda ilustrada. Fuente: Elaboración propia.



Mediante el uso de la herramienta de Visual Basic de Excel, se programó una aplicación complementaria con Google Apis, mediante la cual se determinaron los parámetros de distancia y tiempo de recorrido entre los nodos de parqueo (o despacho del servicio) y nodos de demanda de Emergenciasmédicas.

A continuación, se muestra como ejemplo la ruta de búsqueda creada para abstraer la información de distancia y tiempo entre el primer nodo despacho y el primer nodo de demanda del modelo. Los parámetros se encuentran en negrilla:

*[https://maps.googleapis.com/maps/api/distancematrix/json?origins = Distrito + Militar + N° + 3 + Bogotá&destinations = 4.5960655, -74.2138606&mode = car&language = en - US&region = co&key = AlzaSyDC2VUpeZv1uFghLiuFu0MT7cyj4bg7xo8](https://maps.googleapis.com/maps/api/distancematrix/json?origins=Distrito+Militar+N°+3+Bogotá&destinations=4.5960655,-74.2138606&mode=car&language=en-US&region=co&key=AlzaSyDC2VUpeZv1uFghLiuFu0MT7cyj4bg7xo8)*

Tras entender el mecanismo del Google Distance Matrix API para la generación de la ruta de búsqueda, se realizó el algoritmo con las herramientas de Excel Macros para abstraer la información de la red. Mediante el código realizado se lograron obtener las distancias y los tiempos de recorridos entre los nodos planteados para el modelo. Esto se puede apreciar en el **Anexo 1**.

Los costos de los parqueaderos por localidad fueron estimados basados en valores brindados por el CRUE, de acuerdo con experiencias previas en el diseño de las bases de parqueo utilizadas previamente por la Secretaría de Bogotá, en donde se encontraba que en su mayoría no existía un costo de parquear. De igual forma, se calculó el costo por minuto de los operarios de las ambulancias, basados en los salarios del conductor y paramédico, prestaciones sociales y parafiscales.

De una forma similar, se calculó el costo de transporte. Se determinó a partir del consumo de gasolina por kilómetro y reparaciones y mantenimiento del vehículo a forma de depreciación por kilómetro. Se debe aclarar que esta información fue determinada analizando la economía del sector automotriz, dado que no una margen de referencia al valor de costo indirecto que implicaría el desplazamiento por parte del CRUE, puesto que la logística de ambulancias como vehículo automotor, es provista por una empresa privada.

El número total de ambulancias disponibles también fue brindado por el CRUE, inicialmente se había determinado que tenían a su disposición 83 ambulancias públicas sin embargo los recursos reales en promedio para la operación se reduce el valor a 50 ambulancias. Para mantener el problema en un contexto real, tomamos el valor promedio más no el ideal.

Finalmente, el tiempo máximo de desplazamiento que se permite en la técnica de solución entre el nodo de parqueo y nodo de demanda es de 40 minutos, es decir si entre las dos ubicaciones se excede este tiempo, las ambulancias ubicadas en ese nodo de parqueo no podrán atender la demanda del otro nodo. Este valor se determinó basado en el nivel de servicio actual promedio de tiempo de respuesta, uno de los objetivos principales de este diseño es mejorar este indicador, por eso está restringido en el modelo matemático.

### 4.3. Técnica de solución para el problema determinístico.

Con la intención de comparar diferentes métodos para abordar el problema determinístico y buscar la herramienta más adecuada para abordar el problema estocástico y la simulación, se compararon tres metodologías: Solución lineal del modelo matemático (mediante el aplicativo Gusek), una heurística de voraz por sustitución (se explicará más adelante su lógica), y un algoritmo genético. Se elaboraron múltiples instancias de diferentes tamaños, esto para poder comparar las soluciones de las tres metodologías y las diferencias porcentuales de los valores obtenidos para la función objetivo. Esto permite ver cómo se comporta el problema en un escenario real, y en escenarios teóricos, donde se mida la capacidad de las diferentes técnicas de optimización para escenarios con una mayor y menor cantidad de nodos (tanto de demanda como de parqueo).



#### 4.3.1. Solución de la herramienta Gusek.

Para el desarrollo de la metodología de optimización de Gusek, se partió de la realización del modelo matemático en el software mencionado. Teniendo en cuenta el lenguaje de programación de Gusek, se desarrolló la escritura pertinente del modelo como la base de los requerimientos del software; sin embargo, el este requiere también de establecer una relación con bases de datos en donde se encuentren los conjuntos de parámetros específicos que estén relacionados con algún conjunto del modelo, y sucesivamente activar el botón para correr el modelo.

Los archivos con el modelo matemático de Gusek para un contexto semanal y diario, junto con sus resultados, se encuentran en el **anexo 5**.

#### 4.3.2. Heurística voraz por adición:

Esta técnica de solución implica encontrar nodos candidatos que cubran la mayor parte de la demanda que está descubierta dentro del conjunto de restricciones planteadas. Se decidió utilizar esta técnica para comparar los resultados desde un enfoque netamente asociado a cobertura.

La metodología adoptada, fue ir decidiendo que nodos se abrían, observando la cantidad de nodos que se podían atender con la apertura de ese parqueadero. El criterio de apertura de un nodo era aquel que pudiese atender la mayor demanda posible, cumpliendo con las restricciones; para ello, se generó una matriz de unos (1) y ceros

(0) que representa la capacidad que tiene un parqueadero ubicado en un nodo  $i$  de atender demanda en un punto  $j$  para tomar la decisión de cobertura. Tras la apertura, el nodo de apertura de parqueadero y los nodos atendidos por el dejaban de ser candidatos y se pasaba al siguiente nodo que pudiese atender mayor cobertura de demanda cumpliendo con las restricciones. En la figura 10 se muestra en forma de pseudocódigo el procedimiento de la heurística. La representación de cobertura se realizó con una matriz similar a la previamente mencionada, en donde 1 representa el nodo atendido por ese parqueadero. En la figura 11 se muestra un resultado de ejemplo. El criterio de parada del algoritmo fue que todos los nodos estuviesen atendidos por algún parqueadero. Esto se puede apreciar en el **Anexo 4**.

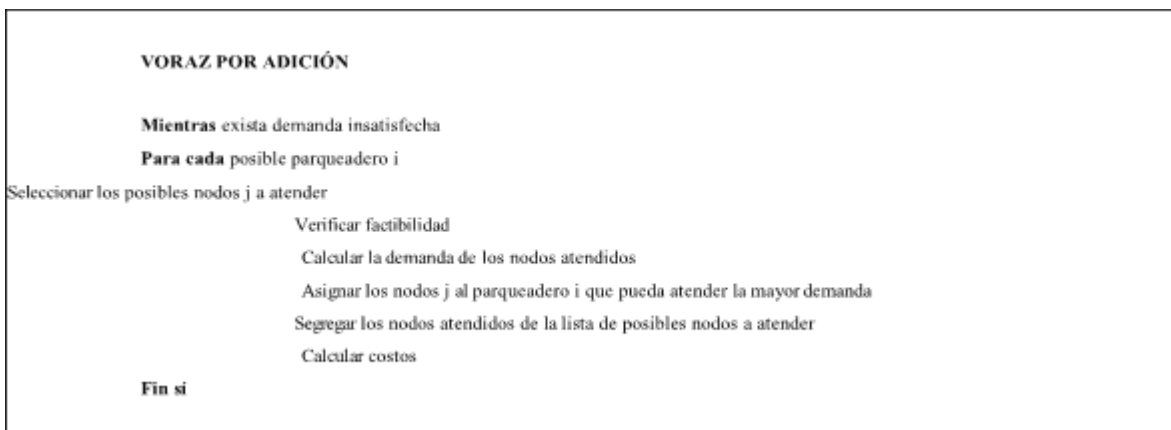


Figura 8: Representación de la de parqueadero en el nodo  $i$  a los nodos  $j \in J$ . Fuente: Elaboración propia.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		1	1				1	1	
3									
4				1	1	1			
5									

Figura 9: Representación de la de parqueadero en el nodo  $i$  a los nodos  $j \in J$ . Fuente: Elaboración propia.

### 4.3.3. Algoritmo genético:

Esta técnica de solución se diseñó con la finalidad de competir con los óptimos que arroja el Gusek, pero tener una herramienta eficiente para realizar el diseño estocástico y poder también simular. Por lo tanto, es importante que la diferencia de la función objetivo con el óptimo fuera la mínima en la mayor cantidad de instancias generadas.

De acuerdo con [40] los algoritmos genéticos han sido aplicados en gran cantidad de problemas de carácter combinatorio con bastante éxito. Surge de la teoría de la evolución natural y la computación evolutiva, se basa en poder tener una base de población de potenciales soluciones a un problema, y que tanto pueden sobrevivir a un medio cambiante, buscando de esta forma que solo sobrevivan las que mejor se adaptan al medio, que en este caso sería el problema por resolver. La metodología que se adaptó para realizar el algoritmo genético fue generar una población inicial de soluciones factibles para el problema de localización de los nodos de parqueaderos y las ambulancias que se asignaban a cada nodo. Para esto se hizo de manera completamente aleatoria. Posteriormente, una vez creadas las soluciones iniciales, fueron sometidas a un cruce, que es compartir rasgos de un miembro de la población con otro, y de esta manera generar una nueva solución. Para el problema el cruce se realizó entre todos los miembros de la población, y de cada cruce salen dos nuevas soluciones. Por ejemplo, si la población inicial es de diez miembros, se generarán 88 hijos en total.  $(9+8+\dots+1)*2$ , Resultando en un total de 98 soluciones por cada generación de la población, incluyendo las 10 iniciales. En la figura 12 se muestra cómo se realizó el cruce genético para este problema.

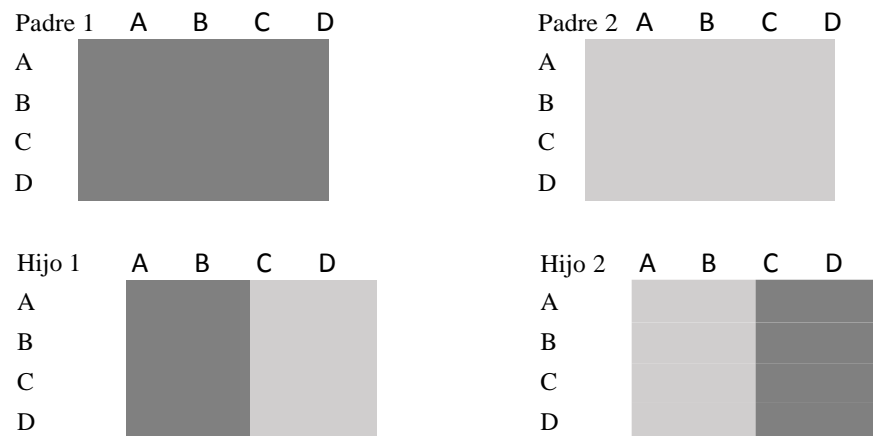


Figura 10: Cruce genético de la metaheurística de la técnica de solución, A, B, C, D representan nodos. Las filas son los posibles parqueaderos de las ambulancias, si el parqueadero no está abierto todas las columnas de esa fila serán 0. Las casillas interiores pueden valer 1 o 0, siendo 1 si por ejemplo el nodo A atiende el nodo B y siendo 0 en cualquier otro caso. Fuente: Elaboración propia.

Una vez generados todos los nuevos miembros de la población, se realiza un procedimiento de “selección natural” en donde de todas las soluciones generadas, solo quedará la misma cantidad que había inicialmente; para el caso de este problema en específico, la mitad de la población son los mejores resultados de todos los miembros, y la otra mitad es escogida aleatoriamente entre los miembros restantes. Esto se realizó de esta manera con la finalidad de permitir al algoritmo explorar cruces no solo con las mejores soluciones, sino con otras que puedan tener elementos potencialmente favorables. Se aplicó una probabilidad de mutación del 4% es decir, que el cruce no se respete en su totalidad, sino que se generen cambios aleatorios no esperados. Se corrió con diez generaciones y en cada generación hay un post procesamiento de la mejor solución. A continuación, se muestra el pseudocódigo del proceso que se lleva a cabo en la metaheurística:

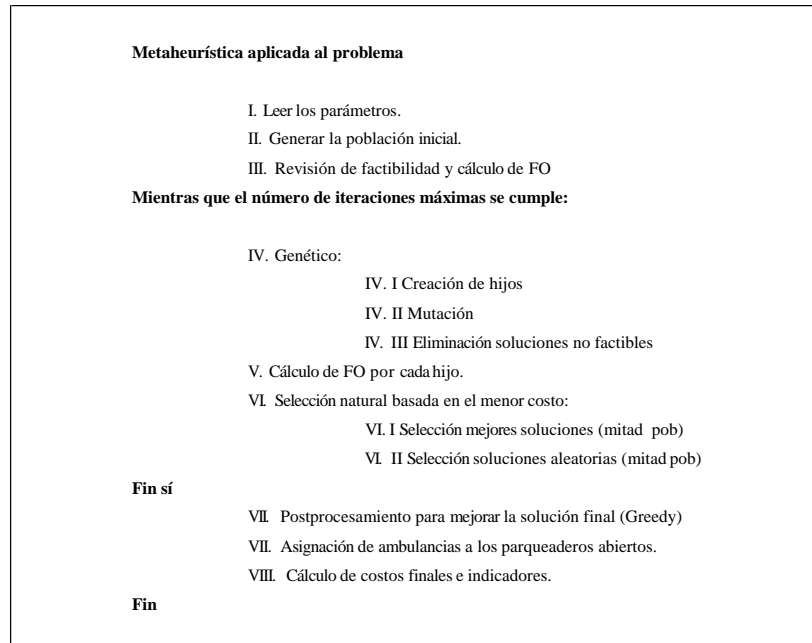


Figura 11: Pseudocódigo de la metaheurística principal. Fuente: Elaboración propia.

#### 4.3.4 Evaluación de la metodología de optimización

Diseño de Instancias:

Como se mencionó previamente, se realizaron las tres metodologías para la optimización de diez instancias. Cinco instancias fueron de la optimización de la operación con una semana de operación y satisfacción de demanda. Las otras cinco instancias fueron de demanda diaria. Independientemente si la demanda es semanal o diaria se partió de una situación bajo un contexto real. El contexto real se definió como la instancia principal, con un total de 114 nodos de demanda, y 152 nodos de despacho; bajo esta instancia se realizó la caracterización estocástica. Las cantidades de nodos baja uniformemente en un total de 20 nodos por instancia, por cada tipo de demanda. Al tener las instancias parametrizadas se procedió a optimizar el modelo con los métodos mencionados.

#### 4.4 Técnica de solución para el problema estocástico.

Tomando como base la solución determinística, se procede al segundo objetivo específico, el cual consiste en diseñar un contexto del problema que considere para la solución la variabilidad, con el fin de desarrollar una solución determinada por un modelo de simheurística.

Para realizar este apartado se decidió tomar variabilidad en la demanda de la ciudad, se sigue manejando el concepto de las franjas y día de la semana, sin embargo, de acuerdo con la ubicación de los nodos de la instancia escogida se calcula la distribución de probabilidad por la cual se puede llegar a regir la demanda.

Se realizó una prueba de hipótesis para la distribución de probabilidad en cada franja y en cada hora, mediante el uso de la herramienta Expertfit de Flexsim. De acuerdo con los resultados obtenidos, se determinó la tasa con la cual se requieren servicios en los periodos de tiempo evaluados. Los tiempos entre arribos de las demandas de las 24 franjas horarias, de los 7 días de la semana se distribuyeron exponencialmente bajo pruebas chi cuadrado y de bondad de ajuste de Expertfit.



Para distribuir la demanda en los nodos, se estableció un peso relativo para cada uno de acuerdo con la distribución de la demanda de los datos originales. Después, se organizaron de mayor a menor y se calculó un peso acumulado de la demanda; y, de acuerdo con estos valores, se generaron la cantidad de números aleatorios que diera la demanda generada para esa franja y día particular. Cada número aleatorio generado bajo la distribución Poisson, se relaciona con el valor del peso acumulado, y esto determina que nodo tiene la demanda de un servicio para ese momento de tiempo de la simulación. **Los anexos 2 y 3** registran las pruebas de hipótesis realizadas para verificar el comportamiento exponencial de los tiempos entre arribos y el tratamiento de datos para la generación de las demandas respectivamente.

Es necesario tener en cuenta que la solución propuesta pretende adaptarse de la mejor manera a las condiciones de variabilidad de la demanda encontrado para todos los días, en todos los horarios, lo cual implica una suposición fuerte debido a que no necesariamente la demanda será similar en cada uno de los días de la semana, así como también pueden existir picos de demanda para ciertas horas del día. Sin embargo, la caracterización de la demanda realizada permite generar un análisis en cualquier ventana de tiempo, bien sea una parte del día, el día, la semana o el mes.

Una vez definida y parametrizada la variabilidad de la demanda, se procede a adaptar desarrollar la simheurística para el problema estocástico, para esto, se programó un generador de réplicas, donde de acuerdo con un  $n$  calculado por margen de error deseado, se generan  $n$  veces los parámetros, absorbiendo la variabilidad en la demanda, y en el tiempo de recorrido. Posteriormente se corre la metaheurística en cada réplica y se calcula la función objetivo promedio.

Posteriormente con este valor, se corre en réplicas distintas de nuevo pero esta vez comparando con la solución determinística donde se espera que la solución que absorbe la variabilidad sea mejor que la inicial.

También se consideró la variabilidad en los tiempos de transporte, basados en [41], cuyo contexto también ocurrió en la ciudad de Bogotá, se asume distribución normal, en donde se tomó variabilidad baja, media y alta.

Para realizar la simheurística, se generan cien réplicas para cada tipo de variabilidad en los tiempos, es decir, trescientos en total. Para cada una de estas cien, se corre la metaheurística y el greedy, dando así 100 soluciones que absorben la variabilidad tanto en los tiempos como en la demanda, aquí se calcula la solución promedio y los indicadores promedio, para cada tipo de variabilidad.

Una vez se tienen los resultados se debe proceder a una validación de la solución determinística, para ver cómo se comporta bajo la variabilidad. Para esto se generan replicas basadas en un  $n$ , que en nuestro caso con un margen de error de 5% es de 370, estas deben ser diferentes a las cien usadas en la simheurística para que sea justa la comparación, pues si se hiciera sobre las mismas, las soluciones que han absorbido la variabilidad de esas réplicas tendrían ventaja. De igual forma, se generan 370 réplicas para cada tipo de variabilidad (alta, media y baja), y el costo conjunto solución determinístico es calculado en estas, junto con los indicadores. De igual forma, se toma la función objetivo promedio y los indicadores promedio.

De la simheurística se espera que aquella solución promedio en las cien réplicas sea mejor que la determinística pues está teniendo en cuenta la variabilidad y la absorbe, a diferencia de la determinística, haciéndola mucho más sustentable a largo plazo. A continuación, en la figura 12, se puede observar el pseudocódigo que se aplica en la simheurística.

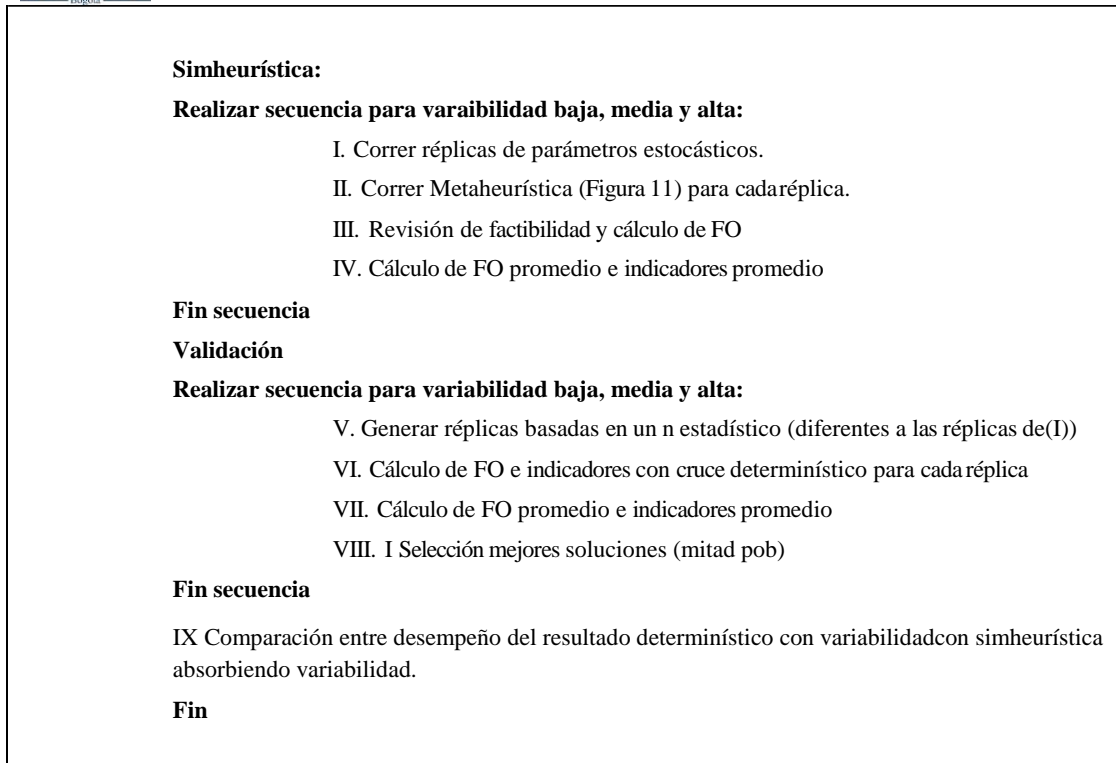


Figura 12: Pseudocódigo de la Simheurística. Fuente: Elaboración propia.

#### 4.4.1 Indicadores a calcular en el modelo:

Para la simulación que busca identificar el rendimiento de los modelos desarrollados en un contexto semanal con variabilidad en la demanda y el tiempo; se definió como función objetivo el costo total dela operación, sin embargo, se definen los siguientes indicadores para evaluar los niveles de servicio, los tiempos y los costos:

Indicadores de costo:	Indicadores de tiempo
Costo de operar por localidad	Tiempo de servicio promedio
Costo de transporte promedio	Tiempo de respuesta promedio.
Costo de transporte por localidad promedio	
Indicadores de calidad y servicio:	
Cantidad de demanda sin cobertura	
Cantidad de demanda atendida por día.	

Tabla 7: Indicadores tenidos en cuenta en el problema.

## 5. Componente de diseño en ingeniería.

### 5.1. Declaración de diseño

Diseño de una técnica de solución para el problema de localización de ambulancias en Bogotá, con las particularidades del CRUE considerando parámetros estocásticos. A partir de la integración de un método de solución matemático y un método de simulación.

### 5.2. Requerimientos de diseño (desempeño).

Se espera que la técnica de solución propuesta:

- Mejore los indicadores de desempeño (cobertura, tiempos de respuesta, entre otros) respecto a la solución determinística, a partir de la inclusión de condiciones de variabilidad en los parámetros de la técnica.
- Integre un enfoque de optimización con un enfoque de simulación que refleje las condiciones de variabilidad presentes en la operatividad de la localización de ambulancias realizada por el CRUE para generar soluciones factibles.

### 5.3. Restricciones de diseño

- Al ser un modelo estático, cada ambulancia solo puede atender emergencias de su zona designada, no suplir la demanda en otras regiones pues deja una zona vulnerable.
- Cada estación de servicio debe tener al menos una de cada tipo de ambulancia disponible en todo momento.
- Cada tipo de accidente solo puede ser atendido por determinados tipos de ambulancia.
- Cada ambulancia tras despachar al cliente en un hospital debe volver a su estación o subestación respectiva.
- Las jornadas de los operarios no pueden superar las 8 horas.
- Se debe usar la ruta más corta dentro de la zona designada para llegar al paciente, dado que no se recogen a varios pacientes dentro del área.
- Máximo un paciente por ambulancia.
- Cumplimiento de condiciones sanitarias, preferiblemente un lugar cerca de un baño.
- Zonas públicas en las cuales es viable realizar la localización de los puntos. Lugares donde se pueda estacionar la ambulancia sin generar problemas de tráfico o zonas prohibidas.
- Políticas de funcionamiento para la asignación establecidas por el CRUE que no sean flexibles.
- No consideración de eventos poco probables (ejemplo: catástrofes naturales o tasa de accidentalidad de las ambulancias) que puedan llegar a afectar significativamente el desempeño de la técnica de solución.
- Capacidad del sistema de garantizar cobertura de una zona en la cual sus recursos, para ese momento de tiempo, están siendo utilizados y por lo tanto no están disponibles.

### 5.4. Normas y estándares

La norma ISO 13053 de 2012, a partir de la estandarización de la metodología DMAIC, establece criterios de mejoramiento continuo de procesos desde métodos cuantitativos, por lo que resulta congruente con la pretensión de la técnica de solución.

## 6. Resultados

A continuación, se muestran los resultados de las fases planteadas en la metodología. En primera instancia se muestran los resultados referentes a la primera aproximación para el problema determinístico con las técnicas de solución Voraz por adición y Algoritmo Genético sumado al modelo matemático. Finalmente se muestran los resultados de la técnica de solución escogida para el escenario determinístico y estocástico.

Para esto se generaron en principio 9 instancias entre 5 y 19 nodos para los cuales se repartía la demanda de las localidades de Bogotá (información suministrada por el CRUE), como se puede apreciar en el **Anexo 7**. Posteriormente se generaron 15 instancias más entre 20 y 52 nodos para las que se puede apreciar en la tabla 7 que hay diferencias realmente significativas entre los resultados de la heurística respecto a la metaheurística y el modelo matemático. En este escenario se puede apreciar que el comportamiento de la heurística en términos de función objetivo se encuentra muy alejada de la metaheurística y el modelo matemático de acuerdo con su enfoque hacia la cobertura de demanda principalmente sacrificando costos, por otra parte, se puede apreciar que en las instancias pequeñas resulta muy rápido encontrar soluciones para el modelo matemático (casi triviales) y por lo tanto se generan GAP grandes. Esto se puede apreciar en la tabla 9.



Tamaño de instancia (nodos)	FO Heurística	FO Metaheurística	Tiempo de ejecución MH (seg)	FO Gusek	Tiempo de ejecución Gusek (Seg)	GAP
52	\$ 284.801,60	\$ 142.523	2	\$ 139.856	0,5	2%
50	\$ 306.536,94	\$ 144.683	2	\$ 131.099	0,4	10%
40	\$ 214.603,90	\$ 113.601	2	\$ 108.687	0,1	5%
30	\$ 156.554,40	\$ 103.785	2	\$ 102.984	0,1	1%
20	\$ 106.724,04	\$ 59.448	2	\$ 41.803	0,1	42%

Tabla 8: Comparación de métodos de optimización instancias pequeñas. Fuente: Propia

Posteriormente se generaron instancias hipotéticas con una gran cantidad de nodos (entre 100 y 300) en donde se verifica la capacidad de encontrar soluciones por parte de la metaheurística versus el desempeño de Gusek, el cual, para instancias muy grandes, no encontraba soluciones óptimas y el tiempo de ejecución era superior al de la metaheurística. En estas condiciones, se presenta una mejora en cuanto a la diferencia entre los GAP de la función objetivo, para instancias muy grandes los GAP generados son menores al 3% y se evidencia una distancia cada vez mayor en el tiempo de ejecución de las soluciones propuestas, incluso no se encuentra necesariamente el óptimo para el modelo matemático. En la tabla 10 se encuentran dos escenarios hipotéticos generados.

Tamaño de instancia	METAHEURÍSTICA			GUSEK			GAP	GAP Tiempo
	FO Metaheurística	Tiempo de ejecución MH (seg)	Comentarios	FO Gusek (última heurística)	Tiempo de ejecución Gusek (Seg)	Comentarios		
100	401.685,75	60		\$ 391.291,00	367,5	Se encontró optimo	2,66%	613%
300	1.692.382,11	300,00		\$ 1.653.168,00	15797,8	Única solución heurística	2,37%	5266%

Tabla 9: Comparación de métodos de optimización instancias grandes. Fuente: Propia

Finalmente se probó el modelo matemático contra la metaheurística en la instancia real desarrollada de 114 nodos de demanda y 152 posibles nodos de despacho, como se menciona en el apartado 4.3.4. En la tabla 9 se muestran los resultados de la metaheurística en relación con los resultados de Gusek probados en instancias similares a la real en función de comparación. En el anexo 6 se evidencia el comportamiento comparado para las instancias semanales y diarias. A continuación, en la tabla 9 se muestran los resultados en instancias semanales.

Instancias Semanales:								
Instancia	FO Gusek	Optimo	FO Metaheurística	GAP	Nivel de servicio con respuesta factible		Tiempo Gusek (min)	Tiempo MH (min)
Principal	\$4,927,057.30	no	\$ 5,069,022.45	2.80%	0.8	0.85	94,15	6.75
2	\$5,125,433.76	no	\$ 5,297,401.16	3.25%	0.82	0.85	13,96	5.75
3	\$5,494,026.85	no	\$ 5,540,971.10	0.85%	0.83	0.85	5,82	3.35
4	\$4,474,111.89	si	\$ 4,601,943.78	2.78%	0.78	0.8	3,47	1.35
5	\$3,514,252.88	si	\$ 3,658,029.30	3.93%	0.75	0.8	2,19	0.50

Tabla 10: Comparación de métodos de optimización para contexto semanal. Fuente: Propia

Para este caso la instancia principal cuenta con 152 puntos de posibles ubicaciones de parqueaderos con 114 puntos de demanda, las demás instancias son reducciones de 20 nodos cada una. Se

evidencia que en las instancias con menor cantidad de nodos el tiempo de ejecución para encontrar una solución es bajo en comparación con las instancias grandes, en las cuales no es capaz de encontrar una solución y es necesario disminuir en 1% el criterio de cobertura de demanda para que pueda encontrar alguna solución, por lo que los tiempos de ejecución son mucho mayores.

Se muestra que, en términos del resultado, la función objetivo de la metaheurística se encuentra muy cercana al valor óptimo que obtiene Gusek, con GAP's menores al 5%. Adicionalmente se evidencia que en la mayoría de las instancias probadas el nivel de servicio con respuesta factible es mayor en la metaheurística que en la solución de GUSEK, lo que implica una mejoría en la cobertura de demanda, con lo cual se valida el uso e implementación de la metaheurística para abordar el problema desde un enfoque determinístico.

## Resultados Gusek Anexo 5

### 6.1 Resultados Estocásticos:

Una vez obtenidos los resultados para el escenario determinístico, se procede a incluir las condiciones de variabilidad e implementar el enfoque de simheuristic. Adicionalmente se realiza una validación de los componentes de variabilidad para la solución determinística con el objetivo de realizar una comparación con los resultados de la metaheurística en igualdad de condiciones. Ver anexo 8-

Para escenario estocástico se establecieron 3 escenarios de variabilidad (alta, media y baja). Los resultados muestran, como es de esperar, una mejoría en el valor de la función objetivo conforme disminuye la variabilidad, asociado a la necesidad de diferentes recursos conforme cambian las condiciones del problema, sin embargo en indicadores como el costo de transporte por localidad promedio la mejor solución no está dada por el escenario con menor variabilidad, sino por el de variabilidad media seguido por el de variabilidad alta, por lo que no se puede asumir que tienen el mismo impacto en todos los indicadores. La tabla 11 muestra el comportamiento de la simheuristic en las diferentes condiciones de variabilidad.

Escenarios de variabilidad simheuristic			
FO OBJ Prom:	\$ 6.443.440	\$ 6.464.299	\$ 6.479.356
Variabilidad:	Baja	Media	Alta
Costo de operar/localidad promedio	\$ 409.040	\$ 394.326	\$ 402.977
Demanda total atendida promedio/día	10530	9907	10281
Costo de transporte por localidad promedio	\$ 395.659	\$ 380.877	\$ 389.462
Costo de transporte promedio	\$ 6.172.479	\$ 6.181.877	\$ 6.199.917
Cantidad de demanda pendiente por cobertura promedio	8831	9763	9604
Tiempo de servicio promedio	15	14	15

Tabla 11: Resultados Simheurística Variabilidad alta, media y baja. Fuente: Elaboración Propia

Los resultados evidencian que la metaheurística tiene una mejoría entre el 4% y el 12% en términos de la función objetivo para cada cada escenario de variabilidad, de igual manera la metaheurística es mejor en aspectos como el costo de transporte promedio, la demanda total cubierta y de manera muy significativa (un 60% menos) la demanda pendiente por cobertura. Sin embargo, sacrifica 4 minutos en el tiempo de servicio promedio. La tabla 12 muestra los resultados de la validación.



Validación en el escenario determinístico			
<b>FO OBJ Prom:</b>	\$ 7.343.582	\$ 7.039.018	\$ 6.734.454
<b>Variabilidad:</b>	<b>Baja</b>	<b>Media</b>	<b>Alta</b>
<b>Costo de operar/localidad promedio</b>	\$ 293.743	\$ 281.561	\$ 269.378
<b>Demanda total atendida promedio/día</b>	7978	7647	7316
<b>Costo de transporte por localidad promedio</b>	\$ 280.199	\$ 268.016	\$ 255.833
<b>Costo de transporte promedio</b>	\$ 7.004.973	\$ 6.700.409	\$ 6.395.845
<b>Cantidad de demanda pendiente por cobertura promedio</b>	21976	21976	21982
<b>Tiempo de servicio promedio</b>	12	12	11

Tabla 12: Resultados Validación en condiciones de variabilidad alta media y baja. Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, en contraste con las condiciones actuales de operación se observa que, en todos los escenarios de variabilidad evaluados, incluyendo los de validación de la parte determinística se obtienen mejores resultados en cuanto al tiempo de servicio obtenido a partir de los datos del CRUE, la mejora corresponde a un 29% en el tiempo de servicio con respecto al mayor tiempo encontrado que corresponde al escenario de variabilidad alta de la simheurística. La tabla 13 muestra el comportamiento del tiempo en los diferentes escenarios. En el **Anexo 9** se encuentran los datos suministrados por el CRUE para obtener los datos mencionados en la comparación.

De manera similar se realiza la comparación en términos de cobertura con respecto al escenario real. Se puede apreciar que como se menciona anteriormente la metaheurística mejora las condiciones de cobertura asegurando un mayor número de servicios atendidos en promedio, incluso con los resultados de la validación determinística se logra mejorar la capacidad de cubrir mayor cantidad de demanda promedio, esto puede obedecer a que en condiciones reales hay una discriminación que no cubre el alcance del proyecto que corresponde a la cantidad de llamadas que efectivamente corresponden a servicios que se atienden, lo que puede explicar la diferencia en términos de cobertura. La tabla 14 muestra el comportamiento de la atención de la demanda en los diferentes escenarios evaluados.

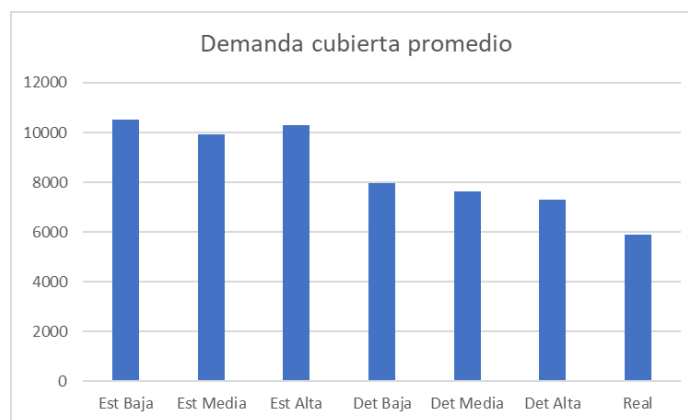


Tabla 13: Demanda promedio cubierta real vs soluciones planteadas. Fuente: Elaboración Propia

#### 6.4. Análisis del impacto de la convergencia de los factores del modelo en los indicadores:

Frente a los resultados de la simulación, cabe resaltar como los diferentes modelos presentan una variación frente al desempeño de los indicadores de demanda atendida, y tiempo promedio del recorrido. Frente a la demanda diaria promedio, se confirmó que el suplir la totalidad es una restricción que no se puede cumplir siempre, puesto que los parámetros que restringen el modelo están ajustados incluso considerando un contexto determinístico. Dado a lo mencionado, con el



objetivo de prever una posible demanda insatisfecha, el contexto de la problemática requiere de evidenciar cuales son aquellos parámetros que pueden tener un mayor impacto frente a los posibles objetivos principales que podría tener la CRUE en la atención de las emergencias médicas, partiendo de la función objetivo, el indicador de demanda mencionado y el indicador de tiempo de recorrido promedio.

Con el fin de determinar que impactos puede haber sobre los indicadores principales, con respecto a los factores que influyen en el contexto del problema; se planteó un diseño de experimentos factorial 2<sup>k</sup>, en el cual se busca evidenciar que hipótesis se pueden afirmar frente a la variación de contextos del modelo. Se procedió a diseñar un análisis de varianza por cada indicador mencionado, considerando un nivel de significancia del 5% y 32 corridas.

En cuanto a la simulación de donde se toma la muestra, se ejecutaron 4 réplicas por cada posible contexto a estudiar, optimizando frente a cada indicador. La simheurística se ejecutó bajo una variabilidad del tiempo media con distribución normal, y bajo la aleatoriedad de la demanda poisson segmentada por cada franja de una hora.

Variables dependientes por analizar:

- **Función Objetivo:** Costo promedio de operar / localidad
- **Indicador 4:** Demanda diaria atendida promedio
- **Indicador 6:** Tiempo de Servicio Promedio

Factores Significativos:

- **A)** Número máximo de parqueaderos abiertos: Nivel bajo: 65. Nivel Alto: 110
- **B)** Cantidad de ambulancias: Nivel bajo: 75 Nivel alto: 120
- **C)** Cantidad de ambulancias permitidas por parqueadero: Nivel bajo: 2. Nivel alto: 5

Una vez realizadas las simulaciones con los diferentes cambios de nivel de los factores, se procesó la información la aplicación *Minitab*, con el fin de automatizar la prueba de los ANOVAS. Luego de configurar el diseño factorial, se prosiguió a realizar el análisis factorial de varianza para medir el impacto de cualquier combinación de los 3 factores en los 3 Indicadores propuestos.

En el análisis de varianza, todo resultado cuyo valor de P que sea menor al valor de Alpha (0.05), se presta para aceptar la prueba de hipótesis individual H1, hipótesis de asociación de un indicador a cada combinación de niveles de factores posible ((1),A,B,C,AB,AC,BC,ABC).

A continuación, se presentan análisis parciales para cada indicador. El resultado completo del análisis factorial se encuentra en el **anexo 14**.

### COSTO PROMEDIO DE OPERAR

Rango de la experimentación:

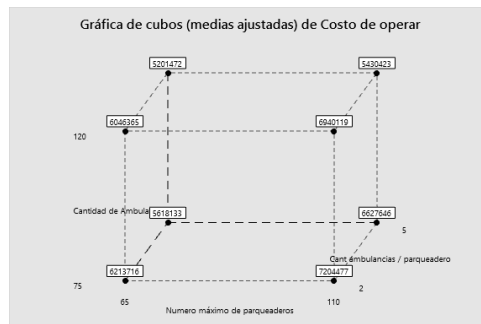


Figura 1: Gráfico de rango de experimentación Costo promedio de operar. Elaboración propia

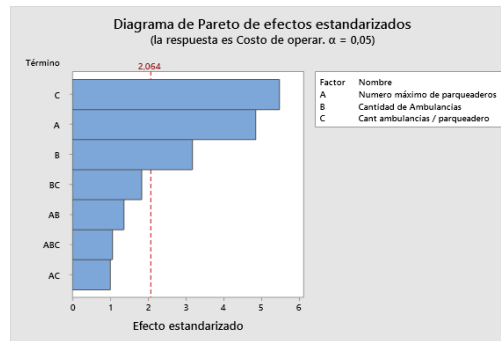


Figura 2: Gráfica de Pareto de factores significativos al costo de operar. Fuente propia.

En el Pareto se observan aquellos valores cuya prueba de hipótesis  $H_0$  fue rechazada por tener un valor de  $p < 0.05$ . Esto quiere decir que se concluye una significancia entre la Función de costos con los factores de C, A, y B sin ninguna interacción entre ellos (como se muestra en la figura 8) y en el orden mencionado.

### Análisis de efectos principales individuales y combinados

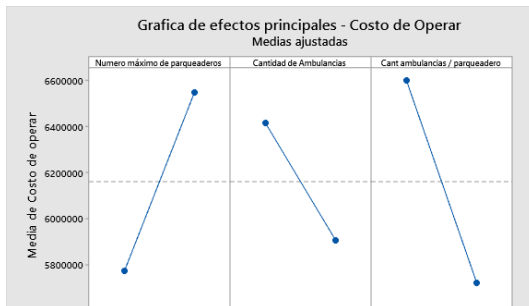


Figura 14: Efectos individuales en costo de operar. Elaboración propia



Figura 15: Análisis residual costo de operar. Elaboración propia

En la figura 15, se evidencia los efectos de cada factor frente al indicador medido. Se concluye que para generar un menor costo el efecto de A requiere de un nivel bajo, el efecto de B de un nivel alto y el de C con un nivel alto también. Frente a la figura 14, respectiva a las gráficas de efectos por interacción, se observa que la interacción que podría generar un mayor efecto sobre la función de costos es la de AB.

### Análisis residual de validación de distribución normal:

Teniendo en cuenta que los valores en las 32 réplicas realizadas siguen un comportamiento bajo la recta normal, se distribuyen de forma aleatoria en la prueba de ajuste, y además muestra una

tendencia normal hacia la media en el orden de observación, se evidencia y se supone normalidad en los datos de la muestra.

**Intervalo de confianza de las posibles soluciones y decisión tomada bajo el criterio de optimismo parcial de Hurwicz:**

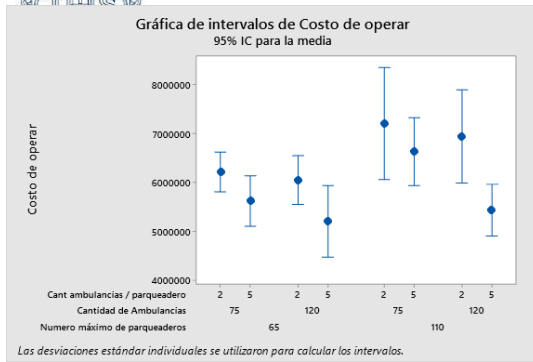


Figura 16: Intervalo de confianza combinaciones de factores en el costo de operar. Elaboración propia.

Interacción	Límite Inferior	Límite Superior	Criterio pesimista parcial
(-1)	\$ 5.812.000,00	\$ 6.758.000,00	0,000000044045578
A	\$ 6.152.000,00	\$ 8.435.000,00	0,000000050107801
B	\$ 5.616.000,00	\$ 6.522.000,00	0,000000045506727
C	\$ 5.126.000,00	\$ 6.240.000,00	0,000000052947768
AB	\$ 5.957.000,00	\$ 7.843.000,00	0,000000049720947
BC	\$ 4.473.000,00	\$ 5.923.000,00	0,000000066604818
AC	\$ 5.892.000,00	\$ 7.385.000,00	0,000000047669148
ABC	\$ 4.875.000,00	\$ 5.912.000,00	0,000000055417924

Tabla 15: Cálculo del criterio optimista parcial de Hurwicz del costo promedio. Elaboración propia.

Finalmente, como último análisis, se presentó la información del intervalo de confianza en la tabla 1, cuyo objetivo era, mediante el límite inferior y el superior del costo promedio de la operación, medir el criterio de optimismo parcial de Hurwicz; mediante el cual se mide el indicador de Hurwicz para tomar la decisión final comparando el desempeño de cada posible interacción de factores. En el caso en el cual se busca que la decisión sea la que apunte a un valor menor, se tomaron como valores el inverso de los límites, y se hizo referencia al indicador de Hurwicz como criterio pesimista parcial.

Dado a lo mencionado, tomando como referencia el modelo parcial de criterio optimista de Hurwicz, la decisión en este caso sería la interacción BC. Esto quiere decir que en el caso específico en el cual la CRUE busque adaptarse a situaciones cuyo objetivo sea llegar lo más pronto posible, es de conveniencia configurar los factores mencionados bajo la siguiente forma: A: Nivel Bajo, B: Nivel alto, C: Nivel alto.

## DEMANDA DIARIA ATENDIDA

### Gráfica de Pareto resultados ANOVA

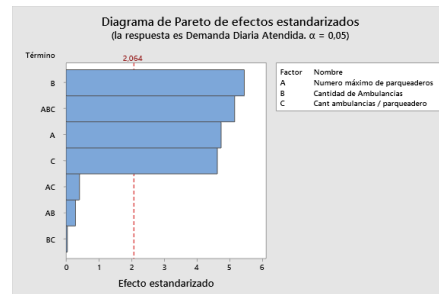


Figura 17: Diagrama pareto de efectos factoriales para el indicador de demanda diaria atendida. Fuente: Propia

En el pareto se observan aquellos valores cuya prueba de hipótesis  $H_0$  fue rechazada por tener un valor de  $p < 0.05$ . Esto quiere decir que se concluye una significancia entre la demanda diaria suplida, con el factor B, la interacción ABC, el factor A, y el C, en el orden mencionado.

### Análisis de efectos principales individuales y combinados

En la figura, se evidencia los efectos de cada factor frente al indicador medido. Se concluye que, para generar una mayor demanda, el efecto de A requiere de un nivel alto, el efecto de B de un nivel alto y el de C con un nivel alto también. Frente a la figura respectiva a la gráfica de efectos por interacción, se observa que la interacción que podría generar un mayor efecto es la de ABC.



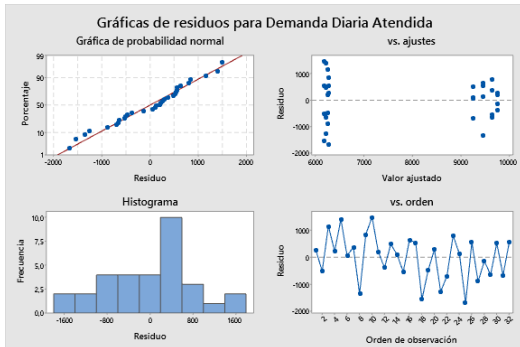


Figura 18: Efectos individuales en demanda diaria atendida. Elaboración propia

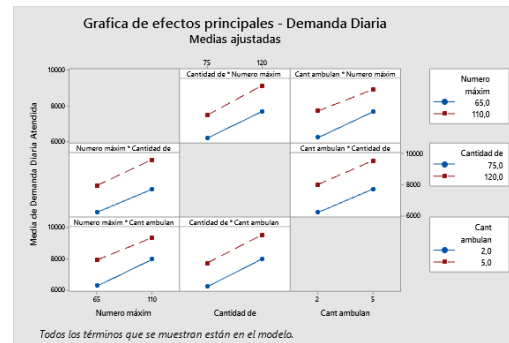


Figura 19: Efectos por interacción en demanda diaria atendida. Elaboración propia.

**Análisis residual de validación de distribución normal:**

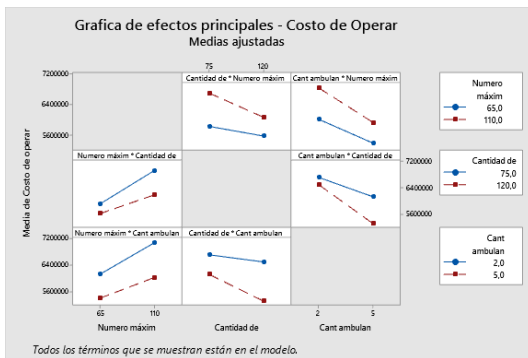


Figura 20: Análisis residual Demanda diaria atendida. Elaboración propia

Teniendo en cuenta que los valores en las 32 réplicas realizadas siguen un comportamiento bajo la recta normal, y además muestra una tendencia normal hacia la media en el orden de observación, se evidencia y se supone normalidad en los datos de la muestra. Sin embargo, es de considerar que la prueba de ajuste no se mostró muy uniforme.

**Intervalo de confianza de las posibles soluciones y decisión tomada bajo el criterio de optimismo parcial de Hurwicz:**

Finalmente, como último análisis, se presentó la información del intervalo de confianza en la tabla 2, cuyo objetivo era, mediante el límite inferior y el superior de la demanda diaria atendida, medir el criterio de optimismo parcial de Hurwicz; mediante el cual se mide el indicador de Hurwicz para tomar la decisión final comparando el desempeño de cada posible interacción de factores.

Dado a lo mencionado, tomando como referencia el modelo parcial de criterio optimista de Hurwicz, la decisión en este caso sería la interacción C. Esto quiere decir que en el caso específico en el cual la CRUE busque adaptarse a situaciones cuyo objetivo sea llegar lo más pronto posible, es de conveniencia configurar los factores mencionados bajo la siguiente forma: A: Nivel bajo, B: Nivel bajo, C: Nivel alto. Se pone en relevancia la interacción BC ya que es la que mejor se adecúa a los 3 objetivos.

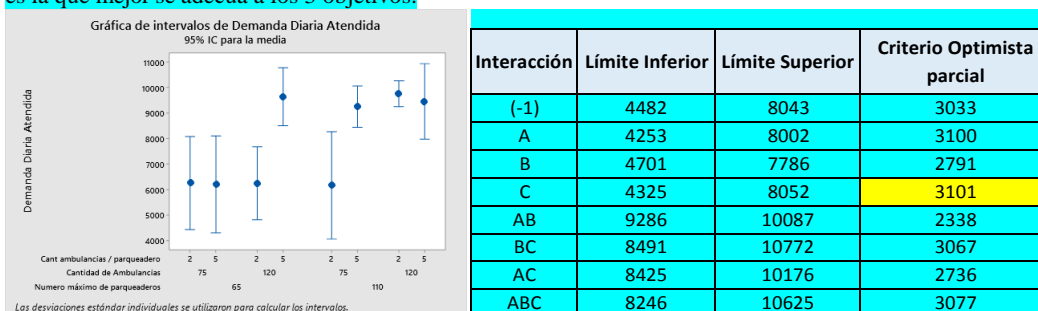


Figura 21: Intervalo de confianza combinaciones de factores en demanda diaria atendida. Elaboración propia.

## TIEMPO DE RECORRIDO PROMEDIO

### Gráfica de Pareto resultados ANOVA

En el Pareto se observan aquellos valores cuya prueba de hipótesis  $H_0$  fue rechazada por tener un valor de  $p < 0.05$ . Esto quiere decir que se concluye una significancia entre la demanda diaria suplida, con el factor B, la interacción AC, la interacción ABC, y la interacción AB, en el orden mencionado.

### Análisis de efectos principales individuales y combinados

En la figura, se evidencia los efectos de cada factor frente al indicador medido. Se concluye que, para generar un menor tiempo de trayecto, de A requiere de un nivel alto (con poca significancia), el efecto de B de un nivel alto y el de C con un nivel alto también (con poca significancia). Frente a la figura respectiva a las gráficas de efectos por interacción, se observa que la interacción que podría generar un mayor efecto sobre la función de costos es la de AB.

### Análisis residual de validación de distribución normal:

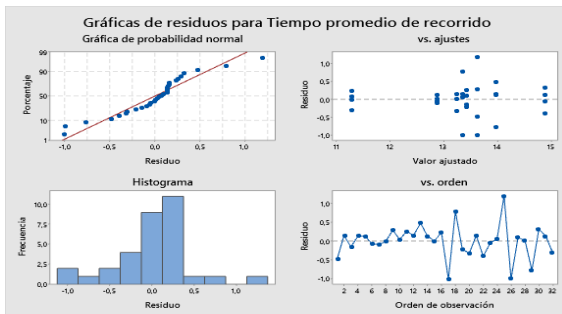


Figura 22: Análisis residual Tiempo de recorrido. Elaboración propia

Teniendo en cuenta que los valores en las 32 réplicas realizadas siguen un comportamiento bajo la recta normal, se distribuyen de forma aleatoria en la prueba de ajuste, y además muestra una tendencia normal hacia la media en el orden de observación, se evidencia y se supone normalidad en los datos de la muestra.

### Intervalo de confianza de las posibles soluciones y decisión tomada bajo el criterio de optimismo parcial de Hurwicz:

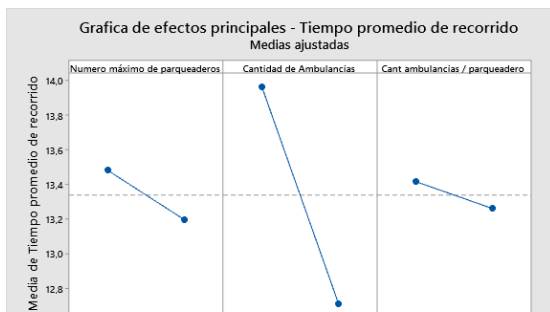


Figura 23: Efectos individuales en tiempo de trayecto. Elaboración propia

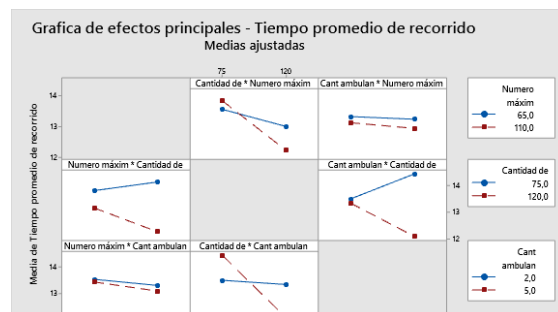


Figura 24: Efectos por interacción en tiempo de trayecto. Elaboración propia.

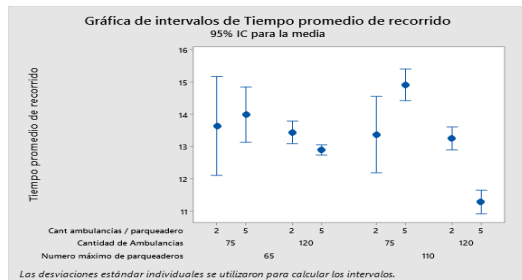


Figura 25: Intervalo de confianza combinaciones de factores en tiempo promedio. Elaboración propia.

Interacción	Límite Inferior	Límite Superior	Criterio pesimista parcial
(-1)	12,08	15,11	0,0529889
A	12,26	14,63	0,0515823
B	13,06	13,87	0,0468361
C	13,07	14,83	0,0477227
AB	12,82	13,45	0,0475326
BC	12,62	13,01	0,0480187
AC	14,47	15,51	0,0423919
ABC	10,91	11,42	0,0558141

Tabla 16: Cálculo del criterio optimista parcial de Hurwicz del tiempo promedio. Elaboración propia.

Se presentó la información del intervalo de confianza en la tabla 3, cuyo objetivo era, mediante el límite inferior y el superior del tiempo promedio de recorrido, medir el criterio de optimismo parcial de Hurwicz; mediante el cual se mide el indicador de Hurwicz para tomar la decisión final comparando el desempeño de cada posible interacción de factores. En el caso en el cual se busca que la decisión sea la que apunte a un valor menor, se tomaron como valores el inverso de los límites, y se hizo referencia al indicador de Hurwicz como criterio pesimista parcial.

Dado a lo mencionado, tomando como referencia el modelo parcial de criterio optimista de Hurwicz, la decisión en este caso sería la interacción ABC. Esto quiere decir que en el caso específico en el cual la CRUE busque adaptarse a situaciones cuyo objetivo sea llegar lo más pronto posible, es de conveniencia configurar los factores mencionados bajo la siguiente forma: A: Nivel alto, B: Nivel alto, C: Nivel alto. Se pone en relevancia la interacción BC ya que es la que mejor se adecúa a los 3 objetivos.

## 7. Resumen

La técnica de solución desarrollada pretende encontrar una buena distribución de los parqueaderos de ambulancias en Bogotá para mejorar factores como el tiempo de atención de un servicio o el número de servicios cubiertos, basándose principalmente a factores relacionados al costo de la operación.

Para abordar el problema en el escenario determinístico se evaluaron dos técnicas de solución con los resultados del modelo matemático obtenidos en Gusek. Una de estas fue la heurística Voraz por adición y la segunda fue la metaheurística algoritmo genético. Para realizar la comparación se establecieron una serie de instancias cada vez más complejas en escenarios reales y ficticios para cada una de las técnicas de solución y se comparó el desempeño de estas contra los resultados arrojados por el modelo matemático, comparando tanto valor en la FO como los tiempos computacionales. Posteriormente a la evaluación, se escogió el algoritmo genético debido a que tenía resultados muy cercanos al modelo matemático (óptimo), en un tiempo de ejecución muy corto, dada la complejidad del problema se aborda desde un enfoque estocástico que tiene en cuenta la variabilidad en los parámetros de demanda y los tiempos de servicio, que integra el algoritmo genético y simulación que permite acercarse cada vez más a las condiciones reales de operación, para lo cual se analizaron escenarios de baja, media y alta variabilidad en los parámetros.

Adicionalmente, se realizó un diseño de experimentos con el cual se analizó el efecto de 3 factores (número máximo de parqueaderos abiertos, cantidad de ambulancias y cantidad de ambulancias por parqueadero) en 3 variables dependientes (FO, Demanda diaria atendida promedio y el tiempo promedio de recorrido), las cuales fueron sometidas a pruebas estadísticas y que permitió concluir que la cantidad de ambulancias es un factor que, individualmente afecta las 3 variables evaluadas, y que adicionalmente su interacción con el número de parqueaderos y la distribución de estas ambulancias en los parqueaderos tiene influencia en particular para la variable de tiempos de servicio.

Finalmente, como enfoque de futuros trabajos se recomienda tener en cuenta otros factores de variabilidad que puedan afectar los indicadores de interés y que puedan incluirse al modelo, tales como un análisis del tráfico en las horas analizadas o la disponibilidad de recursos por parte del CRUE como las ambulancias debido a que no se cuenta con un número constante de estas, se recomienda integrar a la técnica de solución propuesta la segunda fase de la atención prehospitalaria con el fin de incrementar el impacto de acción, una solución que tiene en cuenta y absorbe la variabilidad tiene mejores resultados en costo a una que solo tiene en cuenta un instante de tiempo o escenario ideal, siendo al mismo tiempo una estrategia aplicable a mediano y largo plazo.

## 8. Glosario

**CRUE:** Centro Regulator de Urgencias y Emergencias.

**DMAIC:** Metodología de mejoramiento continuo cuyas fases son: Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar.

**AS-IS:** “As it is” – Como están las cosas en la actualidad.

**UPZ:** (Unidad de planeamiento Zonal ) Representan áreas urbanas en una ciudad, son más pequeñas que una localidad y se crean de acuerdo a la intensidad de una variable en una zona.

## 9. Anexos

- Registro de reuniones (2018-2).
- Información instancia final
- Registro pruebas de hipótesis para parámetros estocásticos.
- Parámetros variabilidad de demanda
- Heurística Voraz
- Resultados Gusek
- Tabla de resultados determinístico
- Tabla resumen determinístico
- Resultados simheuristic.
- Datos instancia
- Tabla general - Diseño de Experimentos
- Resultados Diseño de Experimentos
- Datos CRUE
- Tabla de revisión de literatura (40 artículos).
- Diagrama de Gantt con el cronograma expandido.
- Carta de aceptación del proyecto de grado.

## 10. Referencias

- [1] P. Guaracao, D. Barrera, N. Velasco, and C. Amaya, *Optimizing Resources Involved in the Reception of an Emergency Call*, 2012th ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 115–137.
- [2] Dibene et al, *Optimizing the location of ambulances in Tijuana Mexico*, México, 2017.
- [3] Nickel et al., Michelletti et al., Villegas et al., Van Barneveld et al, *Ambulance location under stochastic demand: A sappling approach*, New Zealand, 2016.
- [4] Leknes et al., Yue et al., Otamendi et al., Bayram et al, *Strategic ambulance location for heterogeneous regions*, Oslo: European Journal of Operational Research, 2016.
- [5] Zaffar et al., Liu et al, *Coverage, survivability or response time: A comparative study of performance statistics used in ambulance location models via simulation-optimization*, England: Operations Research for Health Care Volume 11, 2016.
- [6] Yuquan Wang, Michele Colledanchise, Alejandro Marzinotto, Petter Ogren, *A Distributed Convergent Solution to the Ambulance Positioning Problem on a Streetmap Graph*, Unite States: IFAC Proceedings Volumes, 2014.
- [7] Djahel et al, *Reducing Emergency Services Response Time in Smart Cities: An Advanced Adaptiveand Fuzzy Approach*, Otawa: IEEE 2015, pp. 978-986, 2015.
- [8] Anderson et al, *Decision support tools for ambulance dispatch and relocation*, Sweden: Linköping University, 2007.
- [9] Yisong et al, *An Efficient Simulation-Based Approach to Ambulance Fleet Allocation and Dynamic Redeployment*, AAAI Press, 2009.
- [10] Peyravi et al, *¿Does temporary location of ambulances (“fluid deployment”) affect response times and patient outcome?*, Germany: International Journal of Emergency Medicine, 2015.
- [11] Villarreal et al, *Un Método de Optimización viMéxico: Simulación: Aplicación a un Proceso de Moldeo por Inyección de Termoplásticos*, AMCA 34 Tema 5, 2007.
- [12] J. D. Bayram, S. Zuabi, and M. J. El Sayed, “Disaster metrics: quantitative estimation of the number of ambulances required in trauma-related multiple casualty events,” vol. 27, no. 5, pp. 445–451, Oct. 2012.
- [13] “Socio-economic planning sciences.”
- [14] S. Lee, “A new preparedness policy for EMS logistics,” vol. 20, no. 1, pp. 105–114, Mar. 2017.
- [15] M. Peyravi, S. Khodakarim, P. Örtenwall, and A. Khorram-Manesh, “Does temporary location of ambulances (“fluid deployment”) affect response times and patient outcome?,” vol. 8, no. 1, pp. 1–11, Dec. 2015.
- [16] M. Liu, D. Yang, and F. Hao, “Optimization for the Locations of Ambulances under Two-Stage Life Rescue in the Emergency Medical Service: A Case Study in Shanghai, China,” vol. 2017, pp. 1–14, Jan. 2017.
- [17] T. Andersson and P. Vårbrand, “Decision Support Tools for Ambulance Dispatch and Relocation,” vol. 58, no. 2, pp. 195–201, Feb. 2007.
- [18] M. Zarkeshzadeh, H. Zare, Z. Heshmati, and M. Teimouri, “A novel hybrid method for improving ambulance dispatching response time through a simulation study,” vol. 60, pp. 170–184, Jan. 2016.
- [19] A. Chockalingam, K. Jayakumar, and M. A. Lawley, “A stochastic control approach to avoiding Emergency Department overcrowding,” 2010, pp. 2399–2411.
- [20] A. Micheletti, D. Morale, D. Rapati, and P. Nolli, “A stochastic model for simulation and forecasting of emergencies in the area of Milano,” 2010, pp. 1–6.
- [21] P. Laksono, S. R. Wulan, S. H. Supangkat, and W. D. Sunindyo, “AHP and dynamic shortest path algorithm to improve optimum ambulance dispatch in emergency medical response,” 2017, pp. 1–6.
- [22] L. Aboueljjanane, Z. Jemai, and E. Sahin, “Reducing ambulance response time using simulation: The case of Val-de-Marne department Emergency Medical service,” 2012, pp. 1–12.
- J. G. Villegas R, J. P. Fernández Gutierrez, and M. C. Vélez-Gallego, “Ingeniería y Ciencia,” vol. 12, no. 23, pp. 9–10, Jan. 2016
- [23] M. Vemuri and U. Mande, “An Effective Hybrid Model for Expert Traffic Control System,” 2014, pp. 1145–1147.
- A. K. Rodríguez Q, G. M. Osorno O, and P. A. Maya D, “Relocalización de vehículos en servicios de emergencias médicas: una revisión,” vol. 12, no. 23, pp. 163–202, Jan. 2016.
- [24] H. Morohosi and T. Furuta, “Optimization modeland simulation for improving ambulance service system,” 2013, pp. 1–3.
- [25] S. Djahel, N. C. Smith, S. Wang, and J. Murphy, “Reducing Emergency Services Response Time in Smart Cities: An Advanced Adaptive and Fuzzy Approach,” 2015.
- [26] K. Krishnan, L. Marla, and Y. Yue, “Robust ambulance allocation usingrisk-based metrics,” 2016, pp. 1–6.
- [27] G. I. Hawe, D. T. Wilson, G. Coates, and R. S. Crouch, “Simulating the spatial organization of the UK Ambulance Service at major incident sites,” 2013, pp. 1–4.
- [28] F. J. Otamendi and D. García-Heredia, “Isochrones as Indicators of the Influence of Traffic in Public Health: A Visual Simulation Application in Ávila, Spain,” vol. 12, no. 10, pp. 12556–12576, Oct. 2015.
- [29] C. Cortés, M. Gendreau, D. Leng, and A. Weintraub, “A simulation-based approach for fleet design in a technician dispatch problem with stochastic demand,” vol. 62, no. 8, pp. 1510–1523, Aug. 2011.
- [30] J Herlitz, J Bahr, M Fischer, M Kuisma, K Lexow, G Thorgeirsson, “Resuscitation in Europe: a tale of five European regions.” 1999.
- [31] K. Peleg and J. S. Pliskin, “A geographic information system simulation model of EMS: reducing ambulance response time,” vol. 22, no. 3, pp. 164–170, 2004.
- [32] A. E. Rojas. Ortega, L. A. Pomar, and J. P. Peña, “Diseño metodológico para la ubicación de ambulancias del sector de atención prehospitalaria en bogotá d.c.i.” vol. 6, no. 1, Jul. 2007.
- [33] J. G. V. R., “MEJORAMIENTO DE LA LOCALIZACIÓN DE AMBULANCIAS DE ATENCIÓN PREHOSPITALARIA EN MEDELLÍN (COLOMBIA) CON MODELOS DE OPTIMIZACIÓN.”
- [34] C. Jagtenberg, S. Bhulai, and R. van der Mei, “An efficient heuristic for real-time ambulance redeployment,” vol. 4, pp. 27–35, Mar. 2015.
- [35] “Manual de indicadores de actividad y calidad para urgencias y emergencias sanitarias.” 2001.
- [36] L.R. Pinto, P.M.S. Silva and T.P. Young “A generic method to develop simulation models for ambulancesystems”.
- [37] Y. Yue, M. Lavanya and K. Ramayya, “An efficient simulation-based approach to ambulance fleet allocation and dynamic redeployment”.
- [38] M. G. P. D. T. de la I. y las C. U. da C. <http://sabiatic.udc.es/~mgestal mgestal@udc.es>, “Introducción a los Algoritmos Genéticos.”
- [39] G. Riaño and J. C. Acero, “Implementación y análisis de un modelo estocástico de despacho de vehículos de transporte masivo,” no. 21, pp. 06–18, May 2005.
- [40] A. A. Juan, J. Faulin, S. E. Grasmann, M. Rabe, and G. Figueira, “A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization .”