

[183015] Diseño de una técnica de solución para la versión estocástica del problema de zonificación en el contexto de atención médica domiciliaria

Jenny Carolina Gamboa Guzmán ^{a,c}, Carlos Andrés Másmela Pinilla ^{a,c}, Juan Pablo Torres Clavijo ^{a,c}, Laura Andrea Villamil Granados ^{a,c}

Ing. Carlos Eduardo Montoya Casas ^{b,c}, Ing. Oscar David Barrera Ferro ^{b,c}, Ing. Elena Valentina Gutiérrez Gutiérrez ^{b,d}

^a Estudiante de Ingeniería Industrial

^b Profesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

^c Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

^d Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia

Resumen de diseño en Ingeniería (En inglés)

The partition of a territory into zones or Districting Problem (DP) is a fundamental decision due to its impact on subsequent operations. In the Home Health Care (HHC) context, a territory is divided into zones or districts in order to distribute medical staff such that the patient's demand is satisfied in an ideal way. This thesis proposes a solution technique to the Districting Problem applied on a HHC service provider entity in Cali (Colombia) from an approach that integrates tactical decisions (such as DP) with operational decisions (such as staff routing). This approach aims to achieve a robust tactical decision, which its performance will be evaluated at an operational level in terms of the operation cost of the system in a real instance. More specifically, the performance of the tactical decision (DP) will be evaluated by using the medical staff routing in the zones created as an indicator.

The solution technique proposed consists mainly in the development of metaheuristic methods under a deterministic approach and a stochastic approach in which variability in the average displacement velocity between nodes is considered. The performance of the solutions generated by the designed methods in both approaches was compared in order to measure their quality in variability scenarios, since these scenarios reflect real conditions in a more appropriate way. The results obtained show that the stochastic solution technique achieves better values of the total cost in 94% of the instances evaluated when variability conditions are considered.

Key Words: Home Health Care (HHC), Districting Problem (DP), Routing, Stochastic, Heuristic, Metaheuristic, Simulation, Optimization.

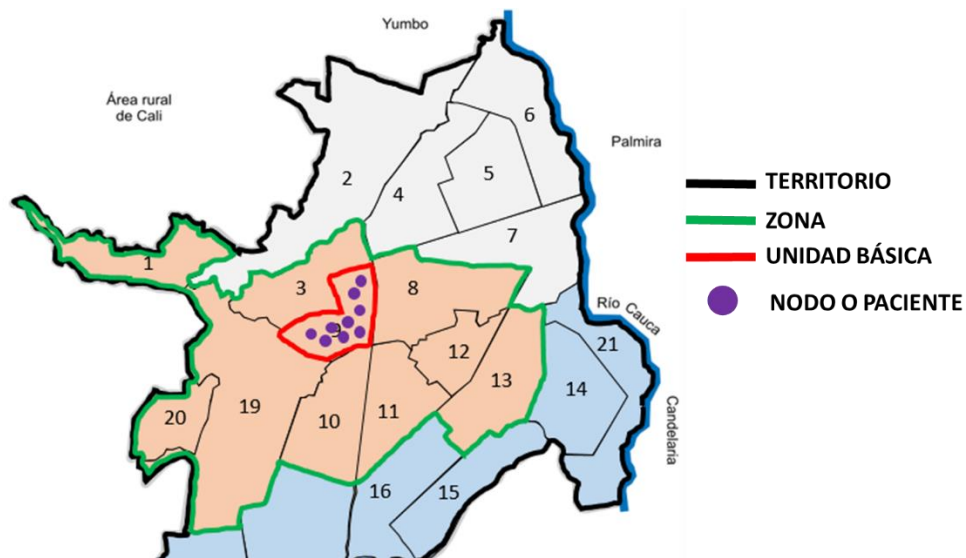
1. Justificación y planteamiento del problema

En las últimas décadas ha surgido la atención médica domiciliaria (Home Health Care, HHC) como una alternativa a los servicios de hospitalización que extiende la cobertura de atención y reduce costos de prestación del servicio médico en las entidades promotoras de salud [1]. Los servicios de HHC se basan en la atención de consultas de pacientes en su propio domicilio a través del transporte de personal y equipos médicos necesarios para su tratamiento [2], [3]. Estos sistemas son accesibles para los afiliados a entidades prestadoras de servicios de salud quienes pueden solicitar visitas médicas en sus hogares, ya sea citas, consultas o revisiones periódicas [3]. En Colombia, empresas como Emermédica, Coomeva y Red Médica Vital, entre otras, evidencian el funcionamiento de los servicios HHC, el apoyo que representan para las clínicas en la valoración de pacientes y la disminución de costos de hospitalización que generan [3].

Los sistemas de HHC pueden entenderse como una red de servicios en la cual se toman decisiones a lo largo de distintos niveles, siendo cada decisión dependiente de la inmediatamente anterior y clasificable según el

impacto que genera en el largo, mediano y corto plazo; esta clasificación consiste en decisiones estratégicas, tácticas y operativas respectivamente [4]. Una de las decisiones tácticas que impacta en la calidad y el desempeño de estos sistemas es la zonificación o DP (Districting Problem), que consiste en la subdivisión de un territorio en zonas o distritos en los cuales se deben distribuir recursos que, en este contexto, son los profesionales de la salud que atienden a los pacientes [4]. El DP se cataloga como una decisión táctica en el contexto de HHC porque a partir de la zonificación se establecen otras decisiones operativas tales como la programación de la carga de trabajo del personal médico y el establecimiento de rutas óptimas para la atención de todos los servicios generados en cada distrito [1].

Para modelar el problema de zonificación es necesario definir el concepto de nodo, Unidad Básica y zona/distrito. Una zona o distrito es aquella porción de un territorio que está delimitada o definida, su extensión y límites territoriales pueden depender de aspectos geográficos, políticos o administrativos. Un nodo hace referencia a un punto con una ubicación específica (en el territorio a zonificar) en donde hay demanda, por lo tanto, en este trabajo los nodos serán los pacientes que requieren el servicio de atención médica domiciliaria. Una Unidad Básica (UB) es la mínima área de agrupación de nodos (pacientes) que se crea para conformar una zona [5], es decir, una zona está compuesta por Unidades Básicas (UBs) y una UB está compuesta por nodos. El concepto de UB ha sido ampliamente utilizado en la literatura para facilitar el modelamiento del DP, esto se debe a que los nodos, al ser ubicaciones específicas, representan puntos pequeños con respecto a todo el territorio; por lo tanto, si las zonas estuviesen compuestas por nodos, el nivel de desagregación de la información sería muy detallado para una decisión táctica y el nivel de complejidad del problema aumentaría porque se tendrían que tomar más decisiones. Las UBs solucionan este problema al agrupar pacientes por calles, barrios, códigos postales, número de habitantes, distancias entre nodos, etc [1]. El siguiente diagrama muestra la interacción entre nodos(Puntos), UBs (Regiones enumeradas) y zonas (Agregaciones de UBs con el mismo color):



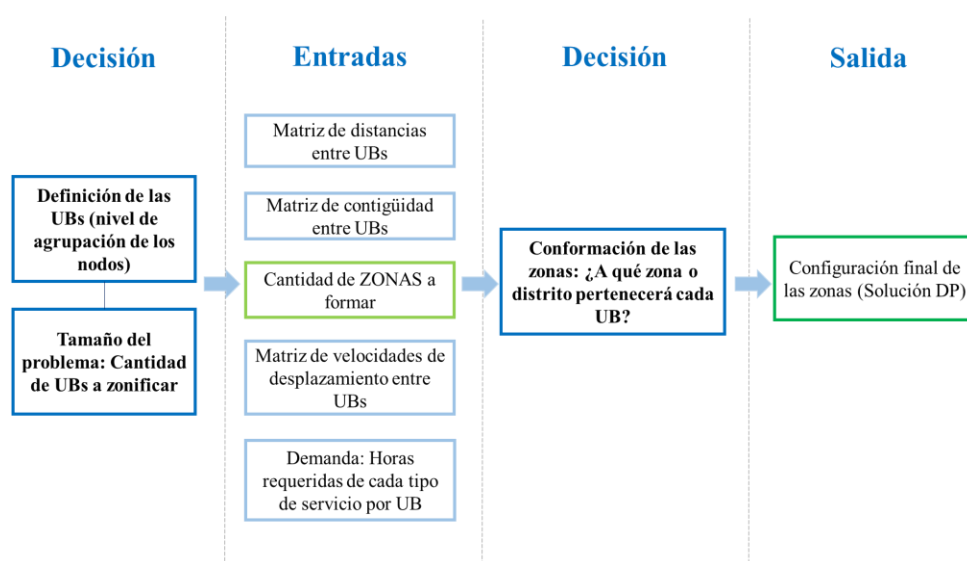
Gráfica 1. Diagrama de explicación de conceptos del DP

Por su parte, Benzarti, Sahin y Dallery [5] proponen que la definición del nivel de agrupación de las UBs influye significativamente en el tiempo necesario para resolver el problema de zonificación y en la confiabilidad de la solución generada y su aplicación. Por lo tanto, es importante establecer las UBs de forma coherente con el enfoque y planteamiento del problema para evitar soluciones de baja calidad [5].

Este trabajo estudia el sistema de atención médica domiciliaria de una entidad prestadora de servicios de salud ubicada en Cali. Este sistema atiende aproximadamente 16.000 pacientes al año, los cuales están distribuidos geográficamente en todo el perímetro de la ciudad [6]. Es importante tener en cuenta que los tipos de servicio de HHC que se consideran en este caso de estudio son aquellos que están programados con cierta

anticipación, de tal manera que en un periodo determinado se conoce la demanda ya que las consultas o revisiones periódicas han sido solicitadas y por ende, los servicios que surgen inesperadamente, como las emergencias, no son tenidos en cuenta para este contexto. Además, en el caso de estudio, la demanda está determinada por el número de pacientes con ciertas características específicas que requieren un tipo de servicio específico en cada una de las UBs, es decir, se trabajará con la demanda por Unidad Básica¹. Los otros datos de entrada hacen referencia a la matriz de distancias entre UBs, la matriz binaria de contigüidad entre UBs (1 si la UB_i y la UB_j comparten algún segmento o vértice geográficamente, 0 de lo contrario), los tiempos de atención de cada tipo de servicio en cada tipo de paciente, la matriz de velocidades de desplazamiento entre UBs y la cantidad de zonas a formar.

En resumen, se puede afirmar que con la partición de un territorio en zonas/distritos, se toman decisiones de asignación de recursos limitados teniendo en cuenta parámetros y condiciones de entrada con el fin de suplir una demanda conocida o aproximada de la mejor manera posible [4]. El siguiente diagrama explica las decisiones que deben tomarse al abordar el problema de zonificación de un territorio.



Gráfica 2. Decisiones para abordar el problema de zonificación. Autoría Propia.

En adición a lo anterior, el DP también tiene un impacto considerable en las decisiones subsecuentes, y es por esta razón que debe de ser evaluado considerando la interdependencia jerárquica que tiene con estas decisiones [6]. Conociendo esto, el enfoque metodológico de las soluciones planteadas en este trabajo busca integrar las decisiones tácticas y operativas para resolver el problema con el objetivo de mejorar la articulación entre ambas decisiones. En ese orden de ideas, bajo el contexto de los sistemas HHC se espera que la medición del desempeño de una configuración de zonas esté relacionada con el ruteo del personal médico, pues este último incide directamente en el cumplimiento y la calidad de los servicios prestados [7]. Esto quiere decir que, para integrar los niveles de decisión mencionados, la decisión del ruteo se utilizará como indicador para evaluar la calidad de una configuración de zonas determinada para así garantizar buen desempeño de la decisión táctica en las operaciones del día a día.

La propuesta de integración de las decisiones utilizada en este trabajo hace distinción en dos aspectos: El horizonte de planeación y la cantidad de UBs a agrupar. Para el primer aspecto se establece un horizonte menor a los utilizados bajo el enfoque clásico del DP (en el cual no se hace integración de las decisiones subsecuentes), por lo tanto, se espera que las configuraciones de zonas sean mantenidas durante un plazo mediano. Por otra parte, la cantidad de UBs es determinada a partir de las agrupaciones de nodos o pacientes que se encuentren en un área en la cual se pueda desprestigiar el tiempo de desplazamiento entre estos nodos, sin embargo, estas agrupaciones deben mantener un nivel de desagregación coherente (agrupar pocos nodos para formar cada UB) para desarrollar las decisiones operativas. Bajo la naturaleza de la técnica de solución planteada, se opta por agrupar a los pacientes ubicados en los diferentes barrios de la ciudad de Cali que han solicitado un servicio a

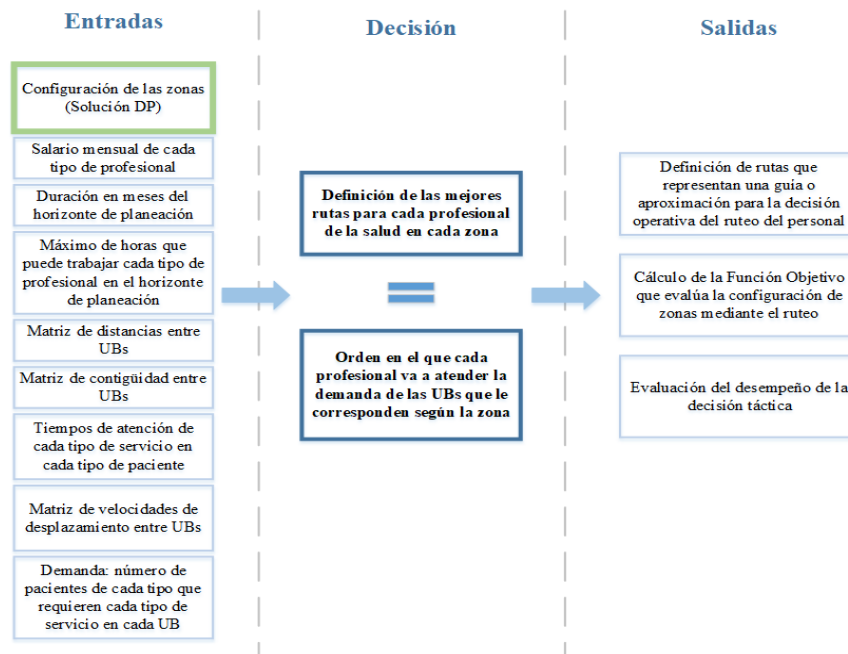
¹ Se profundizará en la definición de los parámetros en la sección de metodología.

la entidad del caso de estudio a lo largo de un periodo determinado en meses. Siendo así, cada barrio de Cali fue seleccionado como una Unidad Básica. Posteriormente, se hace uso de estas para generar una solución del problema mediante su asignación a las diferentes zonas (Ver ilustración 1).

Actualmente, la entidad no tiene control de la fuerza laboral ni del costo de los recursos que maneja en cada zona en su sistema de HHC y por lo tanto tampoco lleva un seguimiento del desempeño de la configuración actual de distritos en cuanto a costos y calidad del servicio; es por esto que la técnica de solución propuesta está diseñada para calcular los costos de formar un número determinado de zonas o distritos para que la entidad evalúe el desempeño de las configuraciones que desee. Además, para que la integración entre la decisión táctica (Zonificación) y la decisión operativa (Ruteo) sea coherente, debe plantearse una función única de costo que penalice ambas decisiones de forma directa o indirecta. El objetivo de esta función es evaluar las configuraciones de distritos teniendo en cuenta componentes relacionados directamente con el ruteo e indirectamente con la zonificación:

1. Costo de transporte de los vehículos.
2. Penalización de la cantidad de profesionales de cada tipo requeridos para satisfacer la demanda de pacientes de todas las zonas.
3. Penalización del tiempo de desplazamiento del personal.
4. Penalización del desbalance en la cantidad de recursos asignados entre zonas.

Para el cálculo del valor de la función objetivo es necesario establecer una configuración/asignación de zonas y a partir de ésta realizar el ruteo el personal médico, logrando así evaluar el desempeño de la decisión táctica tomada utilizando como indicador una decisión operativa como lo es ruteo. El siguiente diagrama explica la propuesta planteada para abordar el problema de forma integrada.



Gráfica 3. Propuesta para abordar el problema de zonificación. Autoría Propia.

El uso de herramientas formales para brindar soporte al proceso de toma de decisiones en el contexto de DP para HHC ha demostrado alto potencial de impacto. Ríos y Mercado [8] zonificaron el territorio comercial de una empresa y obtuvieron mejores resultados que las zonas diseñadas empíricamente por la misma. De la misma manera, Shi, Boudouh, y Grunder [2] lograron minimizar los costos totales de transporte de empresas europeas de HHC usando programación lineal, metaheurísticas y herramientas de simulación. Existe una gran cantidad de ejemplos en donde estas herramientas han apoyado satisfactoriamente la toma de decisiones tácticas como la zonificación; estas situaciones serán profundizadas en la sección de antecedentes. Adicionalmente, la utilización de herramientas de optimización para resolver el DP facilita y beneficia la toma de decisiones

relevantes de nivel operativo como el establecimiento de rutas para la atención de servicios y la programación de los recursos asignados a cada zona, las cuales influyen en la calidad del servicio prestado [1], [4].

En los sistemas reales de HHC los parámetros de entrada presentan incertidumbre, por lo tanto, cuando se asume un comportamiento determinístico en estos para resolver el DP, la calidad del servicio puede ser diferente a la esperada [7]. En contraste, los métodos que tienen en cuenta la estocasticidad de parámetros como tiempos de servicio, tiempos de desplazamiento y/o demanda del servicio, generan soluciones que se comportan mejor al ser implementadas debido a que consideran el impacto de factores externos que pueden afectar el desempeño de un proceso en el mundo real [8]. Shi, Boudouh, Grunder y Wang [7] compararon el comportamiento de una solución obtenida con parámetros determinísticos y otra con parámetros estocásticos con el fin de establecer rutas para la atención de servicios y asignar recursos a los distritos en el contexto de HHC. La versión estocástica de la solución logró que las medidas de desempeño planteadas² fueran mejores a las de la versión determinística.

Teniendo en cuenta lo anterior, este proyecto tiene como propósito responder la siguiente pregunta: *¿Cómo diseñar una técnica de solución para el problema de zonificación considerando parámetros estocásticos en el contexto de atención médica domiciliaria?*

2. Antecedentes

Para abordar el problema de Zonificación, en la revisión bibliográfica se tuvieron en cuenta dos enfoques principales de solución del mismo, el DP y el DP con la inclusión de la decisión de diseñar el ruteo de vehículos por zona (DP+VRP). En el **Anexo 1** se encuentra una clasificación de la revisión de literatura realizada según la variante, el ámbito (estocástico o determinístico), los autores y el contexto.

En la literatura varios autores han abordado el problema de zonificación mediante dos contextos: determinístico y estocástico. En cuanto al problema en un contexto determinístico, Ríos Mercado [8] propone una solución para el problema de DP con el objetivo de maximizar la compacidad, a través del desarrollo de la metaheurística GRASP. Por otro lado, Lin, Chin, Fu y Tsui [9] compararon los resultados obtenidos mediante un modelo de programación entera mixta (MIP) y una heurística Greedy para el problema de HHC para adultos mayores en la ciudad de Hong Kong. Los autores buscaron minimizar la cantidad de distritos cubriendo todas las unidades básicas, concluyendo que el método exacto tenía un tiempo computacional considerable por su naturaleza NP-Hard y que el Greedy lograba un resultado similar al del método exacto en poco tiempo.

Gutiérrez y Vidal [6]. realizaron una propuesta de zonificación en Cali para una entidad que presta servicios HCC a través de un modelo matemático que minimiza dos objetivos: tiempo de viaje entre las UBs de una misma zona y desbalance en las cargas de trabajo entre zonas. Por otra parte, Cortés Zapata [4] abordó el DP desde un enfoque que minimiza la diferencia entre los distritos de mayor y menor carga de trabajo, utilizando modelamiento matemático y la metaheurística GRASP. El desempeño de esta metaheurística fue bastante favorable, pues encontró la misma solución que el método exacto en el 53% de las instancias consideradas para el análisis.

Al abordar el problema en un ámbito estocástico existen distintas variaciones del DP en el contexto de HHC. Por ejemplo, Errarhout, Kharraja y Corbier [10], plantean como objetivo la minimización de cargas de trabajo del personal médico. Así mismo, se aborda el problema de zonificación considerando el tiempo de servicio estocástico, ya que este puede estar relacionado con la tasa de aprendizaje del personal y por lo tanto, en el horizonte de planeación dicho tiempo disminuirá.

En contraste, Zhang y Brown [11] utilizaron herramientas de probabilidad y simulación de eventos discretos para la asignación de carros de policía a una zona. La zonificación se realizó con adaptaciones propias de los autores de algoritmos de optimización que tenían como datos de entrada las probabilidades de ubicación en un punto de cada patrulla de policía en un momento del día en donde las probabilidades de surgimiento de un

² Costo total, porcentaje de demora en los servicios, tiempo promedio de demora de cada paciente, tiempo extra promedio de carga laboral por trabajador

crimen en cada zona eran más altas. Luego, emplearon simulación de Monte Carlo para evaluar el desempeño de varios escenarios de zonificación para así seleccionar aquel plan que minimice la variación de carga de trabajo entre distritos y el tiempo promedio estimado de respuesta al servicio.

Por su parte, Lagaros y Karlaftis [12] abordaron el DP en la atención de emergencias regionales. Para ello, los autores plantearon un modelo matemático no lineal (NLP) con variables determinísticas; posteriormente consideraron el impacto de la incertidumbre relacionada con el riesgo en cada sector de la ciudad. A partir de lo anterior, los autores proponen minimizar la distancia entre el lugar de la emergencia y el sitio donde se encuentran los rescatistas. Para resolver este problema, se realiza una comparación entre cinco metaheurísticas que se basan en la solución inicial dada por el Traveling salesman problem (TSP). Estas son: Particle Swarm Optimization (PSO), Differential Evolution (DE), Harmony Search (HS), Covariance Matrix Adaptation (CMA) y Ant Colony Optimization (ACO). Al final, el mejor resultado fue el obtenido con el PSO.

DP + VRP

Como se ha mencionado, el DP tiene impacto en otras decisiones logísticas propias del contexto de HHC, es por esto que muchos autores han abordado el problema de zonificación como una unión entre el DP y VRP (Problema de Ruteo de Vehículos). El VRP considera un conjunto de vehículos con una capacidad limitada³ que deben atender clientes geográficamente dispersos. De acuerdo con Velázquez Domínguez [13] el objetivo de este problema se basa en encontrar las rutas óptimas en términos de costos y distancias al visitar a los clientes, cuya demanda es conocida.

Esto también se debe a que muchos de los criterios fundamentales para tomar una decisión en el VRP tales como tiempos de desplazamiento, tiempos de servicio, ubicación de las demandas, distancias y demás pueden asociarse al grado de calidad o nivel de cumplimiento del servicio. Adicionalmente, los criterios considerados en el VRP son similares a algunos de los considerados en el DP, por eso en ciertos casos se definen las zonas a partir de la resolución del VRP y el recorrido seleccionado para atender a los nodos (pacientes) asignados a cada zona.

Bajo este enfoque y en un marco determinístico, Bianchetti [14] realiza la zonificación en el contexto de recolección de residuos en la región de San miguel de Tucuman empleando una heurística Greedy, en la cual iterativamente se añaden nodos (calles) a una cantidad predeterminada de zonas buscando similitud entre éstas. La adición de un nodo a una zona se hace por medio del algoritmo de Dijkstra, en donde se obtiene el nodo más adecuado para la iteración y se incluye dentro de una zona. El desempeño entre las diferentes configuraciones de número de zonas se evalúa con el tiempo que tarda la recolección de todos los residuos, el cual se mide como la suma de los tiempos de recorrido en cada zona.

Asimismo, Benzarti, Sahin y Dallery [5] proponen una metodología de solución determinística mediante el desarrollo de dos modelos de programación lineal entera mixta (MILP), uno donde se minimiza la carga de trabajo y otro en el cual se maximiza la compacidad. A partir de los resultados obtenidos se identificó que en el caso del primer modelo se debe reducir el número de distritos para mejorar el equilibrio de la carga de trabajo, mientras que en el segundo modelo se encontró que para reducir las distancias recorridas en cada distrito se debe dividir el territorio tanto como sea posible.

Otra forma de abordar el DP a partir de criterios relacionados con el VRP es la estimación de tiempos de viaje del personal médico basándose en datos históricos del tiempo requerido para atender un conjunto de pacientes localizados en distintos puntos. Esta metodología, utilizada por Yalcindag, Matta, Sahin y Shanthikumar [15], toma como datos de entrada un modelo empírico del ruteo realizado en periodos pasados para estimar tiempos de viaje futuros. El problema es resuelto por los autores aplicando un algoritmo Genético cuyo objetivo es balancear las tasas de utilización de cada trabajador (definidas como la relación entre la carga de trabajo del cuidador y su capacidad laboral en horas) y minimizar el tiempo total de viaje del personal médico

³ En el contexto de HHC, sería el número de profesionales de la salud y las horas laborales disponibles de cada uno de estos.

a través de dos enfoques. El primero considera la asignación de pacientes y el ruteo como dos etapas separadas y secuenciales mientras que el segundo toma esas dos decisiones de manera simultánea.

En el contexto de envíos de paquetería en Bogotá, Rodríguez [16] desarrolla un algoritmo de dos etapas: Zonificación y Ruteo. En la etapa de Zonificación se implementan dos métodos: uno basado en la asociación de nodos entorno a los Centros geométricos de una misma zona y el otro es la agrupación de nodos por Barrido angular. Con la agrupación de nodos en zonas para la etapa de Ruteo, se ejecuta una variante del algoritmo de Colonia de hormigas (ACS). Como medidas de desempeño para evaluar los resultados, se utilizan la distancia promedio entre clientes y el indicador de nivel de servicio, entendiéndose éste como la cantidad de clientes visitados con respecto a los clientes agendados.

En este contexto y con un enfoque estocástico, Shi, Boudouh, Grunder y Wang [7] emplean un método heurístico para resolver el problema de ruteo de vehículos que considera la variabilidad en parámetros tales como el tiempo de servicio y el tiempo de viaje entre los diferentes nodos. El algoritmo se distribuye en dos etapas: en la primera se desarrolla la solución determinística por medio de una adaptación del algoritmo Recocido Simulado (Simulated Annealing) y en la segunda etapa se aleatorizan los parámetros mencionados en múltiples escenarios mediante una Simulación de Montecarlo para verificar el nivel de cumplimiento de la distribución de viajes realizada. En el caso de que la disposición generada en la etapa 1 llegue a incumplir con ventanas de tiempo para los escenarios simulados en la etapa 2, esta solución es penalizada con una estimación cuantificada de corrección de las rutas, esto ocurre a pesar de que no se corrige la ruta en cuestión.

Shi, Boudouh y Grunder [2] resuelven el problema de ruteo en el contexto de HHC, para ello parten de una zonificación inicial y con los resultados obtenidos desarrollan el ruteo de vehículos. Se pretende minimizar el costo total de transporte considerando parámetros estocásticos y determinísticos, para lograrlo se define una solución inicial mediante la heurística de inserción Push-Forward (PFIH) y posteriormente se mejora la solución con un algoritmo genético. Al finalizar, se concluye que las soluciones más robustas son aquellas calculadas con tiempos de servicio y de atención estocásticos.

A continuación, se presenta una tabla que resume los objetivos y técnicas de solución empleadas en los documentos revisados para esta sección (los documentos de todos los enfoques):

Autores	Objetivo	Método		
		Exacto	Heurístico	Metaheurístico
Ríos Mercado, R. Z. (2015)	Maximizar compacidad entre territorios	MILP	Búsqueda Local	GRASP
Lin, M., Chin, K. S., Fu, C., & Tsui, K. L. (2017)	Minimizar número de distritos	MILP	Algoritmo Greedy	No aplica
Rincón García, E. A., & Magno Rico, L. F. (2013)	Disminuir el desequilibrio poblacional entre zonas	No aplica	Recocido simulado híbrido con reencadenamiento de trayectorias	No aplica
Errarhout, A., Kharraja, S., & Corbier, C. (2016)	Balancear cargas de trabajo y minimizar distancias entre nodos	MILP	No Aplica	No aplica
Zhang, Y., Brown, D., (2014)	Nivelar las cargas de trabajo y minimizar el tiempo promedio de respuesta	No aplica	Simulación de Monte Carlo y Métodos de simulación-optimización: superficies de respuesta	No aplica
Lagaros, N. D., & Karlaftis, M. G. (2011)	Reducir distancias entre nodos (sitio de la emergencia y ubicación rescatistas)	NLP	TSP	PSO, DE, HS, CMA, ACO

Bianchetti (2015)	Balancear tiempos entre camiones	No aplica	Dijkstra hibridado con un algoritmo Greedy	No Aplica
Benzarti, E., Sahin, E., & Dallery, Y. (2013)	Equilibrar carga de trabajo entre distritos	MILP	No aplica	No aplica
Yalcindag, Matta, S, ahin, Shanthikumar (2015)	Nivelar la relación entre carga de trabajo y tiempo disponible de cada empleado y minimizar tiempos de viaje	No aplica	No Aplica	Algoritmo genético
Rodriguez (2016)	Mejora del proceso de distribución y satisfacción del cliente	No aplica	Centros geométricos para la zonificación	ACO-TSPTW
Shi, Y., Boudouh, T., Grunder, O. & Wang, D. (2018)	Minimizar costos de transporte y porcentaje de usuarios no atendidos	No aplica	No Aplica	Recocido simulado hibridado con simulación estocástica
Shi, Y., Boudouh, T., & Grunder, O. (2017)	Minimizar costos de transporte y porcentaje de usuarios no atendidos	MILP	PFIH	Algoritmo genético

Tabla 1. Objetivos y Métodos de solución de los diferentes Autores revisados, Autoría Propia.

Teniendo en cuenta la revisión de literatura realizada, este proyecto tiene como propósito profundizar en el DP en un problema localmente pertinente como lo son los servicios HHC y crear una técnica de solución que integre la zonificación y el ruteo del personal médico a través de la evaluación del desempeño de una configuración de distritos, la construcción de las instancias en las cuales se resolverá el problema y la consideración de parámetros estocásticos. El ámbito estocástico se abordará mediante un enfoque de solución que integra herramientas de simulación y optimización para obtener soluciones que consideren el impacto de la variabilidad que existe en los parámetros de entrada de los sistemas HHC. Por lo tanto, es fundamental tener como referencia los métodos encontrados en la literatura y el comportamiento en el sistema real de las soluciones que generan.

En conclusión, en los documentos de antecedentes existe una mayor inclinación al desarrollo de soluciones mediante un enfoque determinístico; sin embargo, en las referencias que abordan el problema bajo un enfoque estocástico se encuentran soluciones con mejor desempeño en el sistema real. Por lo tanto, la técnica a diseñar en este trabajo abordará el DP de forma integrada con el ruteo de personal médico, utilizando como propuesta de valor la consideración de la variabilidad en parámetros de entrada, la estructuración del problema integrando decisiones de distintos niveles y el planteamiento de una Función Objetivo en términos de costos que permite evaluar el desempeño de una configuración de zonas en las operaciones logísticas. El enfoque integrado utilizado en este trabajo consiste principalmente en la evaluación de la calidad de una solución del DP a través del ruteo del personal médico. En la literatura revisada no se encontraron artículos que resolvieran el DP con las características propuestas en este proyecto ni que tuviesen una función objetivo igual a la planteada; sin embargo, en la referencia [15] se encuentra una propuesta de integración del DP con el VRP.

3. Objetivos

General

Diseñar una técnica de solución para la versión estocástica del problema de zonificación en el contexto de atención médica domiciliaria.

Específicos

- a) Diseñar una técnica de solución para la versión determinística del problema.
- b) Desarrollar la hibridación entre la técnica de solución determinística y simulación.

- c) Medir el impacto de la técnica de solución diseñada comparando la calidad de la solución con la encontrada bajo un enfoque determinístico.

4. Metodología

Con la implementación de la metodología DMAIC, se espera el cumplimiento de los objetivos planteados. El establecimiento de las fases Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar permite la segmentación de actividades generales para el cumplimiento de los objetivos específicos.

En la etapa de *Definición* se identificó la importancia de los sistemas HHC y de su desempeño en el cumplimiento de los servicios a través de una revisión de la literatura. Adicionalmente, se estableció la pregunta de investigación y el enfoque que se le daría a la resolución del problema teniendo en cuenta antecedentes cuyos métodos de solución estuviesen relacionados con el enfoque de interés.

Posteriormente, en la etapa de *Medición* se realizó una caracterización de las restricciones, conjuntos y los parámetros de entrada del enfoque desde el cual se abordaría el DP. Esto se hizo mediante la construcción de instancias⁴, lo cual incluye definir las UBs y establecer las matrices de distancias, contigüidad y velocidades de desplazamiento entre las mismas. Además, se establecieron las demandas de cada tipo de paciente en cada UB y el tiempo de atención de cada tipo de servicio para cada tipo de paciente a partir de una recopilación de información histórica. Con lo mencionado anteriormente, se formuló el modelo matemático (**Objetivo específico a**).

En la fase de *Análisis* se diseñaron técnicas de solución empleando métodos heurísticos y metaheurísticos con el fin de resolver el DP en instancias con una gran cantidad de UBs (de 100 en adelante), ya que en estas instancias la naturaleza del problema es NP-Hard. No obstante, se compararon las técnicas de solución diseñadas con el modelo exacto en instancias pequeñas para validar la calidad de los algoritmos (**Objetivo específico a**). A partir de esto, en la etapa de *Mejora*, se diseñó una técnica de solución para la versión estocástica del problema integrando las técnicas de solución deterministas con simulación de Montecarlo (**Objetivo específico b**).

Finalmente, en la etapa de *Control* se midió el impacto de la técnica de solución determinística a través de los resultados obtenidos con respecto a los encontrados con el método exacto, de igual forma se determinó el impacto de la técnica de solución estocástica frente a la determinística (**Objetivo específico c**).

Las técnicas de solución desarrolladas para ambos enfoques (estocástico y determinístico) están incluidas en el aplicativo desarrollado, este se puede encontrar en el **Anexo 13**.

4.1 Recopilación de datos para la solución del problema

Se obtuvieron datos para los diferentes parámetros utilizados en el desarrollo de las soluciones del DP, estos parámetros fueron obtenidos con las diferentes fuentes de información que son presentadas a continuación:

- a. Parametrización de la información del problema: Gutiérrez & Vidal (2015) [6]
 - i. **Tipos de paciente:** Se establecen cinco tipos de paciente para la entidad: (1) Pacientes con enfermedades agudas a corto plazo (AST); (2) Pacientes recientemente hospitalizados (APH); (3) Pacientes con enfermedades crónicas a largo plazo (CLT); (4) Pacientes con pérdida de autonomía (CLA); (5) Pacientes en cuidados paliativos (PAC).
 - ii. **Tipos de servicios médicos:** Asimismo, se definen ocho tipos de servicio: (1) Entrega de medicamentos (MSP), (2) Cuidado de enfermera auxiliar por 6 horas (ANC-6), (3) Cuidado de enfermera auxiliar por 12 horas (ANC-12), (4) Cuidado de enfermera auxiliar por 24 horas

⁴ En el contexto Determinístico: Configuración de parámetros de entrada que varía entre las diferentes combinaciones de: (1) número de UBs, (2) número de distritos, (3) cantidad de actividades médicas y (4) cantidad de tipos de paciente. En el contexto estocástico: Combinación entre: (1) nivel de variabilidad para la velocidad promedio entre pares de nodos y (2) número de zonas a desarrollar

- (ANC-24), (5) Cuidados de enfermería general (NCR), (6) Visita de médico general (GPV), (7) Visita de terapeuta (THV), and (8) Visita de médico especialista (SHV).
- iii. **Tipos de profesionales:** De igual forma, se establecen seis tipos de profesionales de la salud, estos pueden desarrollar las diferentes actividades: Auxiliar de enfermería (AN) quien hace las actividades (1), (2), (3) y (4), Enfermera (NU) la cual presta el servicio (5), Médico general (GP) encargado del servicio (6), Terapeuta (TE) quien hace el servicio (7), y finalmente Médico especialista (SP) cuyo rol es el de prestar el servicio (8).
 - iv. **Tiempos de servicio:** Los tiempos de servicio están determinados a partir de los tipos de paciente y de servicio haciendo uso del tiempo de servicio promedio empleado por los autores para el documento. En el **Anexo 2**, se encuentra la tabla realizada por los autores que resume esta información.
 - v. **Demanda de los servicios en los barrios:** A partir de la información obtenida en este documento, se desarrolló una distribución de servicios proporcional al área de cada barrio que compone las comunas de Cali. La demanda fue distribuida entre los barrios de Cali para cada una de las combinaciones posibles entre tipos de pacientes y tipos de servicios.
- b. Parametrización de la información geográfica: Software QGIS
- i. **Barrios de Cali:** Se obtuvo toda la información geográfica disponible por medio de los servicios Web Feature Service (WFS) de la Infraestructura de Datos Espaciales de Santiago de Cali (IDESC).
 - ii. **Centroides de los barrios:** Mediante el complemento RealCentroid, se establecieron centroides dentro de la superficie geométrica de cada barrio, desde estos puntos se estimó la distancia y la velocidad desde una UB hasta otra.
 - iii. **Contigüidad entre barrios:** Haciendo uso del software de análisis espacial GeoDa, se estableció la matriz binaria de contigüidad entre barrios haciendo uso del criterio de contigüidad Queen (Las UBs son contiguas cuando comparten algún segmento o vértice en su geometría geográfica).
 - iv. **Distancias y tiempos de viaje entre cada par de barrios:** A partir del complemento ORS Tools se obtuvieron distancias y tiempos de viaje entre cada par de nodos. Por medio de la red de información Openrouteservice, se establecen rutas en las vías vehiculares de la ciudad para cada par de centroides.
 - v. **Velocidad promedio entre cada par de barrios:** Por medio del complemento ORS Tools se estiman las velocidades de un trayecto entre UBs (centroides de la geometría geográfica de los barrios) a partir de la clasificación de las vías que lo componen, con lo cual, cada una de las velocidades promedio entre cada par de UBs está compuesta de una forma diferente.
- c. Parametrización de información general
- i) **Salarios de los profesionales:** Por medio de la plataforma digital Indeed, se evaluó la media salarial de los profesionales médicos determinados anteriormente para Colombia.
 - ii) **Costo y consumo promedio de combustible:** El costo del combustible fue determinado a partir del precio oficial decretado por el Ministerio de Minas y Energía para el mes de Enero de 2019 [17]. Por otra parte, el consumo promedio de combustible fue tomado en cuenta a partir del consumo promedio basado en la tabla de rendimiento de combustible para ficha técnica del automóvil Chevrolet Aveo[18]
 - iii) **Tiempo máximo de trabajo de los profesionales:** A partir de la información dispuesta en el artículo 161 del código sustantivo del trabajo de Colombia [19], se estima un valor aproximado de 200 horas mensuales para cada tipo de profesional (Exceptuando los profesionales que por la naturaleza de su servicio requieren de más de la jornada diaria. Ej Cuidado de enfermera auxiliar por 12 horas).

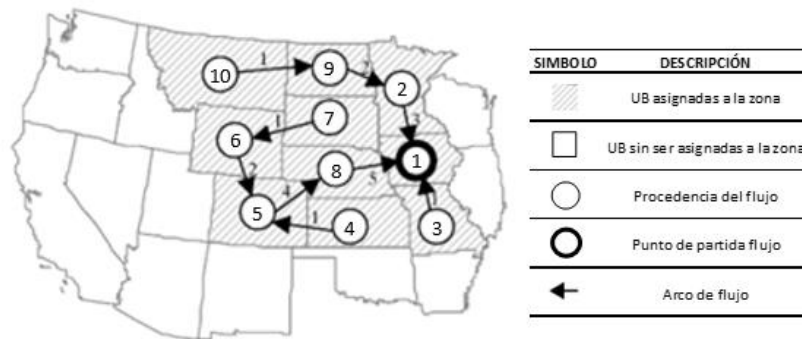
Por otra parte, se desarrolló un generador de instancias, el cual permite generar versiones reducidas del problema respecto a la instancia original (los 337 barrios de Cali). Esto fue realizado con el objetivo de evaluar los resultados obtenidos por las técnicas de solución desarrolladas respecto al modelo lineal. Debido a que este último, era incapaz de lograr una solución factible en instancias con una gran cantidad de UBs. La generación de instancias contempla las siguientes consideraciones:

- Ubicación de UBs: Establecidas a partir de coordenadas cartesianas generadas aleatoriamente.
- Distancia entre UBs: Definida como la distancia euclidiana entre cada par de UBs.
- Velocidad promedio entre UBs: Generada como una variable aleatoria que sigue la distribución Log-Normal ($\mu= 3.456$, $\sigma = 0.421$), los parámetros fueron determinados a partir de los datos obtenidos en el Software QGIS.
- Contigüidad entre pares de UBs: Para cada UB se generó un número aleatorio entre 7 y 2 (número máximo y mínimo de UBs contiguas a una UB particular basado la instancia real) para indicar la cantidad de UBs contiguas a dicha UB. A partir de esto se generó una matriz binaria en donde se estableció que si la UB i es contigua con la UB j , entonces la UB j también será contigua con la UB i . Además, cada UB es contigua con sí misma y debe tener más de una UB contigua.

4.2. Modelo de programación lineal para el problema determinístico

Se abordó el problema integrado de zonificación y ruteo en el contexto HHC a través de la formulación matemática de un Modelo de Programación Entera Mixta (MIP). El componente de zonificación fue desarrollado por [6] con la caracterización de un servicio de atención médica domiciliar ubicada en Cali, Colombia. Sin embargo, este modelo no restringe la contigüidad.

El cumplimiento de la restricción de contigüidad se incluyó a partir de la formulación del modelo como FLOW^{PRM} desarrollado por [20] con variables de flujo. En [21] se garantiza la contigüidad a través de variables de flujo, en esta se genera una conexión entre unidades básicas, representada a través de arcos, como se puede observar en la Grafica 4 propuesta por [21], este flujo solo se puede dar entre UB que sean contiguas. En la construcción de cada zona se escoge una UB como punto de partida del flujo, como se observa en el ejemplo de la Grafica 4 la UB 1 fue escogida como punto de partida, esto implica que todas las UB que sean asignadas a la zona en construcción deben tener una conexión ya sea directa o indirecta con el punto de partida, para el ejemplo presentado se evidencia un flujo de las UB 10-9-2-1, se agregaron estas UB a la zona debido a que la UB 10 es contigua con la UB 9, la cual es contigua con la UB 2, y asimismo esta es contigua con la UB 1. Se observa que las UB 10 y 9 tienen conexión indirecta con la UB 1, por esto, se agregan a la zona debido a que se genera un flujo desde la UB 10 hasta la UB 1.



Grafica 4. Representación flujo de unidades básicas. Tomado de [21]

El cumplimiento de la restricción de contigüidad se incluyó a partir de la formulación del modelo como FLOW^{PRM}, es decir, modelo de p-regiones con variables de flujo desarrollado por [20]. En [21] se garantiza la contigüidad a través de variables de flujo, donde cada zona m en construcción debe tener una unidad básica i seleccionada como “sumidero”, la cual hace referencia a un punto de partida. Se debe generar un flujo entre las unidades básicas asignadas a la zona m y el sumidero seleccionado para dicha zona. Es decir, se representa la solución del flujo como una red de arcos, donde el origen es el sumidero que se conecta con las UBs que pertenecen a un mismo distrito y son contiguas.

Por su parte, el desbalance de recursos asignados entre zonas se realiza para la integración de la zonificación y el ruteo, este desbalance es abordado por [4] como un desbalance de cargas de trabajo entre zonas; sin embargo, se adaptó la formulación de tal manera que se identificara un desbalance de asignación de recursos

monetarios entre zonas. Los recursos monetarios hacen referencia al salario de los profesionales contratados en cada zona y el costo de la gasolina requerida para el desplazamiento de los profesionales entre las unidades básicas. Este desbalance permite tener en cuenta la decisión táctica al asignar determinados profesionales a una zona en un horizonte de planeación y asimismo la decisión operativa del ruteo al penalizar el costo de la gasolina en el desplazamiento de los profesionales para visitar a los pacientes.

El componente de ruteo se desarrolló empleando la restricción de capacidad (CVRP). Esta se define como el número máximo de horas que cada profesional puede trabajar en el horizonte de planeación. Para calcular la cantidad de horas trabajadas por cada profesional se tiene en cuenta tanto el tiempo de desplazamiento como el tiempo de atención de servicios.

Para el modelamiento del problema se definieron los siguientes conjuntos, parámetros y variables de decisión:

Parámetros	
Expresión	Descripción
$D_{ij} \forall i, j \in I$	Distancia entre la UB i y la UB j
$T_{ij} \forall i, j \in I$	Tiempo de transporte entre la UB i y la UB j
$B_{ij} \forall i, j \in I$	Parámetro binario que toma el valor de 1 si la UB i es contigua con la UB j y 0 de lo contrario
$Dem_{pki} \forall p \in P, a \in A, i \in I,$	Demanda del tipo de profesional k y paciente p para la unidad básica i (Visitas/Horizonte)
$ST_{kp} \forall k \in K, p \in P$	Tiempo de servicio del profesional k para el paciente p (Horas/Visita) .
$Sal_k \forall k \in K$	Salario del tipo de profesional k (COP)
$CostoHH_k \forall k \in K$	Costo hora-hombre del profesional k.
$MaxHora_k \forall k \in K$	Máximo de horas que trabaja el profesional k en el horizonte de planeación.
Velocidad	Velocidad del vehículo para desplazarse entre UBs (Km/hora).
Gasolina	Costo de la gasolina(COP/Km)
Conjuntos	
Expresión	Descripción
$I: \{1.. I \}$	Conjunto de unidades básicas
$M: \{1.. M \}$	Conjunto de zonas
$K: \{1.. K \}$	Conjunto de profesionales
$P: \{1.. P \}$	Conjunto de tipos de paciente
Variables de Decisión	
Expresión	Descripción
$X_{ijm} \in \{0, 1\} \forall i, j \in I, m \in M$	Variable binaria que toma el valor de 1 si las UBs i y j son asignadas a la zona m y 0 de lo contrario.
$Y_{im} \in \{0, 1\} \forall i \in I, m \in M$	Variable binaria que toma el valor de 1 si la UB i es asignada a la zona m y 0 de lo contrario.
$S_{im} \in \{0, 1\} \forall i \in I, m \in M$	Variable binaria que toma el valor de 1 si la UB i es asignada como sumidero de la zona m y 0 de lo contrario.
$Prec_{ijkpm} \in \{0, 1\} \forall i, j \in I, m \in M$	Variable binaria que toma el valor de 1 si la UB i precede a la UB j en la ruta del tipo de profesional k con el paciente p en la zona m y 0 de lo contrario.
$\sigma_m \in \mathbb{R}^+ \forall m \in M$	Asignación de recursos para la zona m.
$\sigma^+ \in \mathbb{R}^+$	Asignación de recursos más alta entre todas las zonas.
$\sigma^- \in \mathbb{R}^+$	Asignación de recursos más baja entre todas las zonas
$Flujo_{ijm} \in \mathbb{R}^+ \forall i, j \in I, m \in M$	Flujo entre la UB i y la UB j de la zona m.
$WT_{kmp} \in \mathbb{R}^+ \forall k \in K, m \in M, p \in P$	Cantidad de profesionales k que atienden en la zona m al paciente p
$Q_{ikpm} \in \mathbb{R}^+ \forall i \in I, m \in M$	Cantidad de horas trabajadas acumuladas en la UB i para el profesional k con el paciente p en la ruta de la zona m

$$\text{Min } F = F1 + F2 + F3 + F4 \quad (1)$$

$$F1 = \sum_{p \in P} \sum_{k \in K} \sum_{m \in M} \sum_{i \in I/i \neq j} \sum_{j \in J} \text{Gasolina} * D_{ij} * \text{Prec}_{ijkpm} \quad (1.1)$$

$$F2 = \sum_{m \in M} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} \text{Sal}_k * \text{WT}_{kmp} \quad (1.2)$$

$$F3 = \sum_{p \in P} \sum_{i \in I/i \neq 0, i \neq j} \sum_{j \in I} \sum_{m \in M} \sum_{k \in K} \text{CostoHH}_k * T_{ij} * \text{Prec}_{ijkpm} \quad (1.3)$$

$$F4 = \sigma^+ - \sigma^- \quad (1.4)$$

s.a

$$\sum_{m \in M} Y_{0m} = |M| \quad (2)$$

$$\sum_{m \in M} Y_{im} = 1 \quad \forall i \in I/i \neq 0 \quad (3)$$

$$\sum_{i \in I/i \neq 0} Y_{im} \geq 1 \quad \forall m \in M \quad (4)$$

$$X_{ijm} \leq Y_{im} \quad \forall i \in I, j \in I/i \neq j, m \in M \quad (5)$$

$$X_{ijm} \leq Y_{jm} \quad \forall i \in I, j \in I/i \neq j, m \in M \quad (6)$$

$$Y_{im} + Y_{jm} - X_{ijm} \leq 1 \quad \forall (i, j) \in I/ i \neq j, m \in M \quad (7)$$

$$S_{im} \leq Y_{im} \quad \forall i \in I/i \neq 0, m \in M \quad (8)$$

$$B_{ij} * \text{Flujo}_{ijm} \leq Y_{im} * (|I| - |M|) \quad \forall (i, j) \in I/i \neq j, i \neq 0, j \neq 0, m \in M \quad (9)$$

$$B_{ij} * \text{Flujo}_{ijm} \leq Y_{jm} * (|I| - |M|) * B_{ij} \quad \forall (i, j) \in I/i \neq j, i \neq 0, j \neq 0, m \in M \quad (10)$$

$$\sum_{j \in I/j \neq i} (\text{Flujo}_{ijm} * B_{ij}) - (\text{Flujo}_{jim} * B_{ji}) \geq Y_{im} - ((|I| - |M|) * S_{im}) \quad \forall i \in I, m \in M \quad (11)$$

$$\text{Prec}_{ijkpm} \leq X_{ijm} \quad \forall (i, j) \in I/i \neq j, k \in K, m \in M, p \in P \quad (12)$$

$$\sum_{i \in I/i \neq 0} \text{Prec}_{0ikpm} = \text{WT}_{kmp} \quad \forall m \in M, k \in K, p \in P \quad (13)$$

$$\sum_{i \in I/i \neq j} \sum_{m \in M} \text{Prec}_{ijkpm} = 1 \quad \forall j \in I/j \neq 0, k \in K, p \in P \quad (14)$$

$$\sum_{i \in I/i \neq j} \sum_{m \in M} \text{Prec}_{jikpm} = 1 \quad \forall j \in I/j \neq 0, k \in K, p \in P \quad (15)$$

$$Q_{ikpm} \leq \text{MaxHora}_k - (\text{MaxHora}_k * \text{Prec}_{0ikpm}) + (\text{ST}_{kp} * \text{Dem}_{pki}) + (T_{oi} * \text{Prec}_{0ikpm}) \quad \forall i \in I/i \neq 0, m \in M, k \in K, p \in P \quad (16)$$

$$Q_{jkpm} \geq Q_{ikpm} + (\text{ST}_{kp} * \text{Dem}_{pkj}) + (T_{ij}) - \text{MaxHora}_k + (\text{MaxHora}_k * \text{Prec}_{ijkpm}) \quad \forall (i, j) \in I/i \neq j, i \neq 0, j \neq 0, m \in M, k \in K, p \in P \quad (17)$$

$$Q_{jkpm} \leq Q_{ikpm} + (\text{ST}_{kp} * \text{Dem}_{pkj}) + (T_{ij}) + (\text{MaxHora}_k * (1 - \text{Prec}_{ijkpm})) \quad \forall (i, j) \in I/i \neq j, i \neq 0, j \neq 0, m \in M, k \in K, a \in A, p \in P \quad (18)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{k \in K} \sum_{i \in I/i \neq j, i \neq 0} \sum_{j \in J/j \neq 0} (D_{ij} * \text{Prec}_{ijkpm} * \text{Gasolina}) + \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} (\text{WT}_{kmp} * \text{Sal}_k) = \sigma_m \quad \forall m \in M \quad (19)$$

$$\sigma^+ \geq \sigma_m \quad \forall m \in M \quad (20)$$

$$\sigma^- \leq \sigma_m \quad \forall m \in M \quad (21)$$

La función objetivo (1) minimiza cuatro componentes: (1.1) costo asociado a la distancia recorrida en las rutas generadas, (1.2) costo asociado a la contratación del personal médico, (1.3) costo en el cual se incurre por

hora de desplazamiento del personal médico y (1.4) desbalance de asignación de recursos entre zonas medido a través de la diferencia entre la zona que más recursos económicos tiene asignados y la que menos recursos económicos tiene asignados, es decir, la zona cuyos costos de salarios y gasolina son mayores en comparación con las demás zonas y asimismo la zona cuyos costos de salarios y gasolina son menores en comparación con las demás zonas. La UB 0 representa el nodo en el que comienza y finaliza la ruta, la restricción (2) asegura que ésta UB esté asignada a todas las zonas. La restricción (3) asegura que todas las UBs estén asignadas a una zona y la restricción (4) que la zona debe tener asignada al menos una UB, sin tener en cuenta el nodo de salida. Las restricciones (5) y (6) relacionan las variables X_{ijm} y Y_{im} , ya que la pareja de unidades básicas i y j serán asignadas a un distrito sólo si dichas unidades básicas por aparte también han sido asignadas al mismo distrito. Por otra parte, la restricción (7) significa que si las unidades básicas i y j fueron asignadas al distrito m entonces la variable X_{ijm} debe tomar valor.

La contigüidad del modelo se asegura con las restricciones (8-11), en la restricción (8) se indica que la UB i puede ser escogida como sumidero del distrito m solo si dicha UB es asignada a ese distrito m , es decir, cuando Y_{im} sea igual a 1. Las restricciones (9) y (10) aseguran que el flujo solo pueda existir entre las UB i y j que hayan sido asignadas a la misma zona y que sean adyacentes. Lo formulado en (11) indica que la UB i si no es sumidero debe abastecer al menos una unidad de flujo, es decir, un flujo total mayor o igual a 1, por el contrario, si la UB i si es sumidero, debido a que estos no tienen un flujo de salida, se permite un flujo negativo máximo de $|I|-|M|-1$.

El componente de ruteo se formula en las restricciones (12-20), lo planteado en (12) indica que en una ruta la UB i puede preceder a la UB j solo si estas dos UBs están asignadas al mismo distrito. Debido a que el problema se plantea para que cada profesional realice una ruta y salga desde la UB 0, en la restricción (13) se expresa que el número de precedencias entre el nodo 0 y las UBs será el número de profesionales contratados para el distrito m . Lo formulado en (14) y (15) asegura que cada UB j solo puede ser precedida por una UB i y asimismo una UB i solo puede preceder a una UB j en un mismo distrito. La restricción (16) permite que todas las rutas generadas inicien en la UB 0 al definir la primera cantidad Q_{ikpm} de cada ruta como el valor correspondiente al tiempo de servicio, dado que la UB 0 se usa como representación de origen y finalización de una ruta, no hay tiempo de transporte entre esta y las demás UB que comienzan o terminan una ruta. Las condiciones (17) y (18) permiten que se acumule la cantidad de horas trabajadas por el profesional k con el paciente p hasta la unidad básica i en la zona m , la restricción (17) se expresa como la cota superior de Q_{ikpm} , mientras que en (18) se expresa la cota inferior de Q_{ikpm} , permitiendo que esta variable acumule exactamente el valor del tiempo de servicio más el tiempo de transporte en cada ruta generada.

El desbalance de la asignación de recursos a los distritos se formuló en las restricciones (19-21), lo formulado en (19) expresa que σ_m es igual al costo del transporte de acuerdo a la distancia recorrida y el costo de contratación de personal médico. Las restricciones (20) y (21) definen a σ^+ como la mayor asignación de recursos económicos en todos los distritos y a σ^- como la menor asignación de recursos económico en todos los distritos.

4.3. Técnica de solución para el problema determinístico.

4.3.1 Componente de Ruteo

A continuación, se explica el desarrollo del componente de Ruteo del problema integrado. Este componente, al ser un indicador que evalúa la calidad de la zonificación realizada, recibe como parámetro de entrada una configuración de zonas establecida y a partir de ésta realiza el ruteo del personal médico optimizando sobre esta decisión (respetando la restricción de que no se pueden compartir profesionales de la salud entre zonas).

Al igual que en el método exacto, el componente de ruteo fue abordado como un CVRP. Por lo tanto, la capacidad es igual al número máximo de horas que cada profesional puede trabajar en el horizonte de

planeación. Se define el tiempo efectivo de trabajo para cada profesional como la suma del tiempo de desplazamiento entre UBs y el tiempo de atención de servicios.

Se desarrolló el ruteo a partir de tres algoritmos: Clarke & Wright [22] vecino más cercano (VMC), estudiado por primera vez por Hamilton & Kirkman en 1800s [23] y una heurística creada de acuerdo al objetivo que se desea lograr. Una vez generado el ruteo con los tres algoritmos, se selecciona el que mejor desempeño tiene en la función objetivo. Siendo así, la evaluación del desempeño de una solución del DP se realiza por medio del ruteo de la siguiente manera: Se recibe una zonificación determinada, se desarrolla un ruteo de prueba con cada uno de los tres algoritmos y al final, se selecciona el método de ruteo que mejor desempeño tenga en la función objetivo.

Clarke & Wright

El algoritmo de Clarke & Wright (C&W) es una heurística fácil de implementar que obtiene resultados con buen desempeño en tiempos computacionales menores a las metaheurísticas [24]. Este algoritmo aplicado en el contexto de HHC (Pseudo-algoritmo en **Anexo 3**) se basa en realizar un ruteo donde cada profesional tiene una capacidad para atender a las UBs de una zona, las cuales tienen una demanda positiva [24].

Para cumplir las restricciones del algoritmo se planteó que cada profesional atenderá la demanda de un tipo de paciente que se encuentre en una UB del distrito asignado, asimismo todas las rutas comienzan y terminan en la UB 0⁵ y la demanda total de horas de cada profesional, que incluye el tiempo de servicio y el tiempo de transporte, no debe exceder el máximo de horas que cada profesional puede trabajar.

Vecino más cercano

El algoritmo de vecino más cercano (VMC), posee una amplia aplicabilidad en diferentes sectores industriales, tales como el análisis de cristales en rayos x, problemas de preparación de pedidos, problemas de programación, enrutamiento de vehículos, entre otros [25].

Este algoritmo tiene como objetivo visitar una lista de nodos, evaluando la menor distancia desde cada nodo hasta el siguiente. Cada uno de estos nodos debe ser visitado una sola vez y al final de la ruta se debe regresar al nodo inicial [26]. Adaptando este algoritmo al contexto de HHC (Pseudo-algoritmo en **Anexo 3**), las visitas son realizadas por los profesionales y visitan a un tipo de paciente específico, asimismo la ruta comienza y termina en la UB 0, la cual representa el nodo inicial.

Heurística propia de ruteo


Se desarrolló una heurística inspirada en el algoritmo de C&W [22]. Para iniciar la heurística se generan rutas de ida y vuelta para cada UB, posteriormente se calcula la matriz de ahorros para cada UB, donde se identifica el mayor ahorro en toda la matriz, si la demanda de las UBs que representan el mayor ahorro cumple con la capacidad del profesional, se inicia la ruta con las mismas.

En la siguiente gráfica se presenta un ejemplo de la generación de la ruta con 5 UBs, que pertenecen a la misma zona.

⁵ Planteada para facilitar el modelamiento y codificación del problema y la impresión de la solución.

MATRIZ DE AHORROS					
UB	1	2	3	4	5
1	656	474	601	489	794
2	415	245	234	970	547
3	924	581	766	702	589
4	291	386	316	769	645
5	411	706	930	561	264

RUTA: 0-5-3-0



MATRIZ DE AHORROS					
UB	1	2	3	4	5
1	656	474	601	489	794
2	415	245	234	970	547
3	924	581	766	702	589
4	291	386	316	769	645
5	411	706	930	561	264

RUTA: 0-5-3-0

Gráfica 5. Ejemplo selección Heurística de ruteo. Autoría Propia.

Suponiendo que la ruta cumple con la restricción de capacidad se revisa la UB con mayor ahorro en la fila de la UB 5 y la columna de la UB 3 que no haya sido seleccionada. Como se muestra en la Figura 4, es la UB 2 y la UB 1 respectivamente, debido a que la UB 3 ya hace parte de la ruta y no se puede escoger.

Ya que es mayor el ahorro entre la UB 5 y la UB 2 que el ahorro con entre la UB 3 y la UB 1, se selecciona la UB 2 para agregar a la ruta antes de la UB 5, obteniendo la ruta 0-2-5-3-0 que cumple con la restricción de capacidad. En caso de que la UB con mayor ahorro hubiera sido encontrada en la fila de la UB 3, la ruta sería 0-5-3-1-0. Posteriormente se vuelve a evaluar el mayor ahorro sobre la fila o columna de la UB inicial y final que en este caso serían las UBs 2 y 3, se encuentra que el mayor ahorro se obtiene con las UBs 4 y 1 respectivamente, por lo cual se vuelve a repetir el procedimiento mencionado para agregar una UB a la ruta.

```

Inicio /*Heurística propia de ruteo*/
  Crear una ruta, de ida y vuelta, para cada unidad básica  $\forall i \in R_i = (0, i, 0)$ 
  Calcular matriz de ahorros entre cada par de unidades básicas  $i, j$ 
  Inicializar InicioRuta y FinRuta como no seleccionados
  Mientras Existan ahorros por examinar Hacer
    Si InicioRuta No ha sido seleccionado Y FinRuta ha sido seleccionado Entonces
      Seleccionar el mejor ahorro entre cada par de UB ( $i, j$ ) que no haya sido seleccionado anteriormente
      InicioRuta =  $i$ ; FinRuta =  $j$ 
    Si no Entonces
      Seleccionar el mejor ahorro de una UB que no haya sido seleccionada a InicioRuta ( $i \rightarrow$  InicioRuta)
      Seleccionar el mejor ahorro de FinRuta a una UB que no haya sido seleccionada (FinRuta  $\rightarrow$   $j$ )
      Si Ahorro ( $i, \text{InicioRuta}$ ) > Ahorro (FinRuta,  $j$ ) Entonces
        InicioRuta =  $i$ 
      Si no Entonces
        FinRuta =  $j$ 
      Fin Si
    Fin Si
  Calcular TiempoEfectivoTrabajandoEsperado agregando la(s) nueva(s) unidad(es) básica(s) seleccionada(s)
  Si TiempoEfectivoTrabajandoEsperado  $\leq$  HorarioLaboral Entonces
    Agregar la(s) Unidad(es) Básica(s) seleccionada(s) a la ruta
  Si no Entonces
    InicioRuta = Valor que tenía antes; FinRuta = Valor que tenía antes
  Fin Si
  Si Todos los ahorros ( $i, \text{InicioRuta}$ ) han sido examinados Y Todos los ahorros (FinRuta,  $j$ ) han sido examinados Entonces
    Agregar una nueva ruta; Inicializar InicioRuta y FinRuta como no seleccionados
  Fin Si
Fin Mientras
Fin /*Heurística propia de ruteo*/

```

Gráfica 6. Pseudo-algoritmo Heurística de ruteo. Autoría Propia.

4.3.2 Componente de Zonificación

En esta sección se explica el desarrollo del componente de zonificación que posteriormente es evaluado con la decisión operativa de ruteo del personal médico; para realizar la zonificación los métodos propuestos tienen en cuenta criterios que favorecen el desempeño de la solución cuando se mide el valor de la función objetivo.

Para el componente de zonificación de este trabajo se desarrollaron tres algoritmos: una heurística propia, un algoritmo genético y la metaheurística GRASP. La heurística propia se realizó con el fin de tener un referente del desempeño de las metaheurísticas en instancias grandes, ya que éstas no se pueden comparar con el modelo

matemático⁶. Adicionalmente, se desarrollaron las dos metaheurísticas mencionadas debido a que en la revisión de literatura se evidenciaba el buen desempeño de las mismas; en las referencias [2] y [15] se resuelve el DP utilizando algoritmo genético y en las referencias [8] y [4] la metaheurística GRASP es empleada como técnica de solución del problema.

Siendo así, se pretende evaluar el desempeño de las dos metaheurísticas tanto en el enfoque determinístico como en el estocástico.

4.3.2.1 Heurística propia

La heurística planteada prioriza el componente con más peso en la función objetivo que son los salarios de los trabajadores. Esta heurística está inspirada en ciertas fases propuestas por [4], quien estudió detalladamente diferentes metodologías para la construcción de una configuración de zonas. El desarrollo de la heurística se lleva a cabo a través de las siguientes etapas:

- i) **Definición de la primera capital o semilla, que será la primera UB en agregarse a la zona I:** esta capital se define como la UB más costosa. [4] propone designar la primera capital como la UB con mayor carga de trabajo, siendo el planteamiento propio una adaptación a este criterio.
- ii) **Se definen el resto de semillas según el número de distritos a crear:** Las semillas restantes serán seleccionadas según su lejanía con las semillas ya establecidas [4].
- iii) **La asignación de UBs a una zona se realiza en paralelo:** Agregando a la zona con menor costo actual (que sea factible) la UB que mejor desempeño tenga en un indicador establecido.

A continuación, se presenta el pseudocódigo de la heurística creada:

HEURÍSTICA PROPIA

Para $i = 1$ hasta *Cantidad de UBs*

Definir el indicador de “costo” de la $UB_i = \sum_{k=1}^{\# \text{profesionales}} \left[\frac{\text{Horas requeridas del profesional } k}{\text{Máximo de horas laborales del profesional } k} \right] * \text{Salario } k$

Fin Para

Definir la primera capital o semilla como la UB más “costosa”

Para $i = 2$ hasta *Cantidad de zonas a crear*

Definir el resto de capitales o semillas como las UBs más lejanas con respecto a todas las capitales ya establecidas

Fin Para

Mientras *haya UBs sin asignar a una zona*

Asignar una UB a la zona con menor “costo” actual en la que se cumplan las condiciones de factibilidad

Para $i = 1$ hasta *Cantidad de UBs*

Evaluar las UBs contiguas a la zona que no hayan sido asignadas para seleccionar el mejor candidato a agregar a la zona

El mejor candidato será la UB que maximice el fitness: “Costo” de la zona – (Distancia entre las UBs de la zona)

Si *existe mejor candidato factible para la zona*

Agregar UB candidata a la zona

Sí No

Evalúe la siguiente zona con menor “costo” actual

Fin si

Fin Para

Fin Mientras

⁶ Debido a la naturaleza NP-Hard del DP en instancias grandes, el desempeño de las metaheurísticas no se puede comparar con el del método exacto.

4.3.2.2 Algoritmo genético

Los algoritmos genéticos (GA por sus siglas en inglés) son metaheurísticas de búsqueda global, que se basan en un algoritmo poblacional que en cada iteración evalúa varias soluciones de forma simultánea, siendo más eficientes al momento de encontrar una solución cercana al óptimo [27]. El valor de los parámetros del GA desarrollado en este trabajo es de: (1) Probabilidad de Mutación= 2%, (2) Número de Cromosomas = 1000 y (3) Número de Iteraciones sin mejora o Generaciones= 100 propuesto por [28], [29]. Estos valores fueron determinados por medio de una consulta bibliográfica a distintos autores que han abordado el problema utilizando el GA, puesto que en el desarrollo de un diseño experimental, no se logró establecer la comprobación de supuestos ni verificar diferencias significativas entre los diferentes niveles de los factores, que en este caso eran los parámetros del GA (Se puede observar en **Anexo 4**) Por otra parte, se establecen otras características del GA propuesto en el contexto del problema de zonificación:

- i. **Codificación de la población:** Se emplea una codificación numérica entera debido a que varias unidades básicas se pueden encontrar en una misma zona, es decir, se genera un vector que cuenta con una casilla por cada UBs. En estas casillas se ingresa el número de la zona a la cual se le es asignado la UBs, aquellas UBs que cuenten con el mismo número de zona, estarán agrupados:

UB 1	UB 2	UB 3	UB 4	UB 5	UB 6
1	2	1	3	2	3

- ii. **Generación de la población inicial:** Se define un tamaño de población inicial, posteriormente para cada individuo y a partir del número de zonas definido inicialmente, se escogen de forma aleatoria las UBs que serán semilla en cada distrito (se define la UB que será la primera en asignarse a cada zona). Una vez seleccionadas las semillas, se consideran las unidades básicas contiguas a cada una de éstas y, de forma aleatoria, se van agregando a la zona; este proceso de inserción de UBs a los distritos termina cuando todas las UBs se han asignado a una zona.
- iii. **Evaluación de la función fitness:** Para determinar cuáles cromosomas o individuos tienen una buena solución y cuáles no, cada uno de ellos debe calificarse. Como cada cromosoma tiene una zonificación como solución, se realiza el ruteo en cada distrito y a partir de esto se evalúa la función objetivo que permitirá computar el fitness ajustado del individuo evaluado.
- iv. **Tipo de Selección, cruce y mutación:** Para seleccionar los cromosomas que se reproducen en cada generación se emplea el método de la ruleta. Luego de seleccionar los individuos, se realiza un cruce entre ellos garantizando que los cambios cumplan la restricción de contigüidad entre zonas. Una vez creado el gen, se aplica una mutación en éste si un valor aleatorio distribuido entre cero y uno es inferior a la probabilidad de mutación.
- v. **Algoritmo de Reemplazo:** La nueva población será intercambiada mediante el método de elitismo. Este algoritmo elimina a los cromosomas padre exceptuando a aquel con mejor función fitness, para darle paso a los genes descendientes.
- vi. **Inserción aleatoria de población:** Con el fin de evitar una convergencia prematura en el algoritmo, se agrega un número N de nuevos individuos cada Fr generaciones, logrando así una diversificación en la población con el fin de salir de óptimos locales [30].
- vii. **Criterio de parada:** Para el criterio de terminación del algoritmo se suele emplear un número determinado de generaciones o un número de iteraciones sin mejora en la función objetivo [27]. En el DP, al ser una decisión táctica, se busca garantizar convergencia, la cual se da en mejor medida tomando las iteraciones sin mejora como criterio de parada.

```

Inicio /*Algoritmo Genético*/
  TamañoPoblaciónActual = TamañoInicial; Fr = 25%* MaxIteracionesSinMejora
  Generar población inicial
  Mientras iteraciones < MaxIteracionesSinMejora Hacer
    Si iteraciones Mod Fr = 0 Y iteraciones > 25%*MaxIteracionesSinMejora Entonces
      Generar Inserción aleatoria de población
      TamañoPoblaciónActual = TamañoInicial * 2
    Fin si
    Inicio /*Computar función objetivo, fitness y probabilidad*/
      Para i←1 Hasta TamañoPoblaciónActual Con Paso 1 Hacer
        Realizar ruteo de la configuración entregada
        Calcular función objetivo individuo
        Calcular fitness ajustado del individuo
        Calcular probabilidad de selección del individuo
      Fin Para
    Fin /*Computar función objetivo, fitness y probabilidad*/
    Para i←1 Hasta TamañoInicial Con Paso 1 Hacer
      Seleccionar dos individuos con el método ruleta de la Población Actual
      Cruzar los dos individuos
      Mutar descendiente con cierta probabilidad
    Fin Para
    Cambiar población actual por los descendientes
    Cambiar aleatoriamente un individuo de la población actual por el mejor cromosoma de la
    población anterior
    Si mejorFOPoblación < FObest Entonces
      Iteraciones=0
      FObest = mejorFOPoblación
    Si no Entonces
      Iteraciones=iteraciones+1
    Fin Si
  Fin Mientras
Fin /*Algoritmo Genético*/

```

Gráfica 8. Pseudo-algoritmo algoritmo genético. Autoría Propia.

4.3.2.3 Metaheurística GRASP

La metaheurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search por sus siglas en inglés) es utilizada para la construcción y mejora de distintas soluciones. Esta metaheurística es usada usualmente en el desarrollo de soluciones para el contexto del DP [4]. La metaheurística GRASP hace uso de una metodología Greedy para la construcción de la solución y además de esto, contiene un componente de aleatoriedad que permite desarrollar soluciones de forma diversificada. Después de la construcción de una solución, la mejora de ésta se hace mediante metaheurísticas de intensificación como la Búsqueda local [31].

Los valores de los parámetros utilizados en el desarrollo de la Metaheurística empleada son: (1) Proporción de elementos a considerar de la lista RCL (α) = 20% y (2) Cantidad de iteraciones = 250. Estos valores fueron determinados por medio de un diseño experimental (**Anexo 4**). Por otra parte, a continuación se establecen otras consideraciones realizadas para el desarrollo de la solución al problema mediante esta técnica:

- i. **Heurística de Construcción:** Se desarrolla una solución a partir de semillas establecidas durante la fase de inicialización. Con una semilla establecida por cada zona se asignan una a una las UBs restantes según su contigüidad a las zonas en desarrollo. La asignación se hace teniendo en cuenta el desempeño esperado de la solución al integrar una UB a una zona específica.
- ii. **Semillas:** La semilla es la primera UB en ser asignada a una zona. Para la construcción de una disposición inicial de semillas, la primera es escogida aleatoriamente, posteriormente las siguientes son seleccionadas de forma iterativa a partir de la distancia promedio hasta las

semillas que ya han sido asignadas, priorizando aquellas UBs que estén a una mayor distancia promedio.

- iii. **Diversificación de las soluciones mediante un componente aleatorio:** Tanto para la selección de las semillas como para la asignación de UBs en la heurística de construcción, se establecen listados en donde se agrupan las distintas decisiones que pueden ser tomadas en un instante determinado. Una vez se establece el listado de decisiones (RCL) para un momento determinado los elementos del listado son ordenados de forma en que la decisión que mejor desempeño tenga esté en primer lugar, y la que peor desempeño tenga esté en último lugar. A partir de esto, se selecciona aleatoriamente una decisión entre el $\alpha\%$ de las mejores decisiones del listado y posteriormente se actualiza el listado.
- iv. **Intensificación de la solución:** Después de realizar la construcción de una solución, se utiliza una Búsqueda local, la cual permite cambiar de zona a una UB siempre y cuando esa UB sea contigua a la zona y el cambio brinde un mejor desempeño a la solución.
- v. **Criterio de parada:** Debido a que se realiza intensificación para cada iteración del algoritmo, se emplea un criterio de parada basado en la cantidad de iteraciones realizadas independientemente de si existe mejora en el resultado de la FO.

```

Inicio /*Greedy randomized adaptative search (GRASP)*/

  Para j ← 1 hasta Numero de iteraciones /* Iteraciones */
    Para i ← 1 hasta Cantidad de distritos
      Establecer semilla del distrito
      Agregar a la lista RCL todas las UBs contiguas a la semilla recientemente agregada del distrito
    Fin Para
    Para i ← 1 hasta Cantidad de elementos lista RCL
      Evaluar desempeño de la FO con cada elemento de la lista
    Fin para
    Para i ← 1 hasta Cantidad UBs - Cantidad de capitales
      Ordenar lista RCL según el desempeño de cada elemento
      Seleccionar aleatoriamente un nodo dentro del  $\alpha\%$  de las mejores opciones de la lista
      Asignar UBs al distrito contiguo
      Actualizar listado de elementos
    Fin Para
    Inicio /* Búsqueda local */
      Mientras se continúe mejorando el resultado de la FO
        Encontrar UBs contiguas a zonas diferentes a la que le fue asignada
        Realizar Ruteo para la configuración a evaluar
        Evaluar resultado de las FO en caso de realizar cambios
        Realizar el mejor cambio posible
        Actualizar la Fo
      Fin Mientras
    Fin /* Búsqueda local */
    Si Mejor Fo de la iteración < Mejor Fo encontrada entonces
      Almacenar Solución
      Actualizar Mejor Fo encontrada
    Fin Si
  Fin Para /* Iteraciones */
Fin /* Greedy randomized adaptative search (GRASP) */

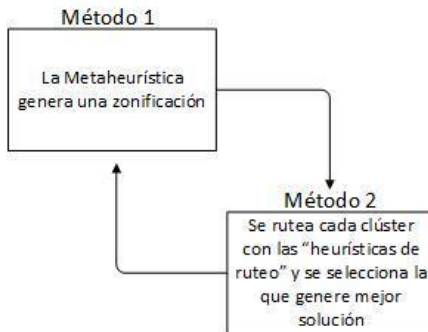
```

Gráfica 9. Pseudo-algoritmo GRASP. Autoría Propia.

4.3.3 Método de hibridación.

Para poder integrar las metaheurísticas con las heurísticas de ruteo, se necesita realizar una hibridación entre ambas soluciones. Para el problema en cuestión, se realizó una hibridación Master-Slave, donde la metaheurística será el Master debido a que esta entrega la configuración de zonas y a partir de la disposición

de zonas generada por el algoritmo, las heurísticas se encargan de rutear dicho clúster. A continuación, se presenta el diagrama de hibridación para el problema de zonificación.



Gráfica 10. Diagrama de hibridación entre las metaheurísticas y las heurísticas de ruteo

4.3.4 Diseño de simulación para la versión estocástica del problema

La mayor parte de modelos de optimización y técnicas de solución heurísticas y metaheurísticas están desarrollados en entornos determinísticos. Estos entornos pretenden absorber la variabilidad mediante la estimación de un valor esperado representativo para un parámetro particular [32] Sin embargo, en condiciones reales la estimación realizada puede distorsionar la trazabilidad de los proyectos, ya que los acontecimientos no suelen suceder de una misma forma a lo largo del tiempo. Por lo que la variabilidad en el desarrollo de los acontecimientos que afectan el problema logra hacer que los modelos deterministas sean insuficientes.

En el problema de zonificación integrado con la decisión de ruteo, la velocidad de desplazamiento entre dos UBs es un factor de alta incidencia en el momento de crear las mejores rutas entre UBs pertenecientes a la misma zona. Por esta razón, la técnica de solución estocástica tiene en cuenta la velocidad de desplazamiento entre UBs como un parámetro afectado por la variabilidad. Con esto, se planteó el objetivo de mejorar el desempeño de la configuración de zonas. La versión estocástica del problema se abordó a través de las siguientes etapas:

i. Generación de variables aleatorias

La velocidad de desplazamiento entre UBs puede variar por distintos factores (tales como la congestión vial, accidentes o protestas, entre otros) presentados en el instante en el que se esté realizando el recorrido. Para modelar la incertidumbre en la velocidad que generan estos factores se utilizó la distribución Log-Normal, la cual es una distribución conveniente para simular variables aleatorias positivas con [33].

Para modelar la incertidumbre en las velocidades de desplazamiento entre cada par de UBs (σ_{ij}) se establecieron tres niveles de variabilidad aplicados sobre la desviación estándar de las mismas, la cual tomará valores de: 10%, 20% y 30% de la velocidad media obtenida por medio de QGIS entre cada par de UBs para representar los niveles de variabilidad bajo, medio y alto respectivamente [34]. Con estos niveles se evaluó el impacto de la variabilidad sobre el modelo a partir de la generación de distintos escenarios⁷.

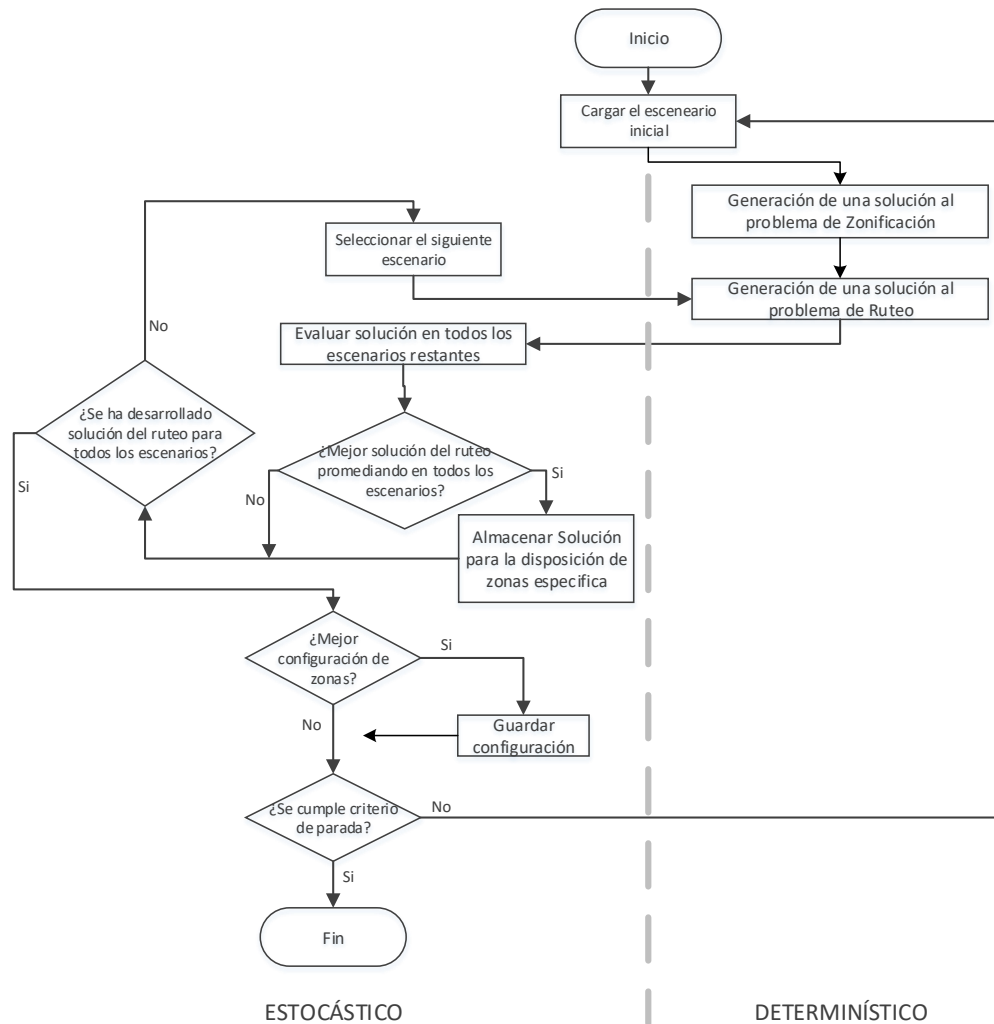
⁷ Circunstancia específica del problema en el cual se emplea una matriz de velocidades entre UBs simulada a partir de un nivel de variabilidad (Alto, medio, bajo). Es decir, es una variación simulada del parámetro de la matriz de tiempos de transporte entre pares UBs, como una situación de tráfico en un día particular.

ii. Técnica de solución para el problema estocástico

Para las técnicas de solución deterministas desarrolladas se implementó la metodología *simheuristic*, en la cual la simulación actúa como un agente reproductor de azar y posteriormente, la optimización interviene para encontrar los valores óptimos (o cercanos al óptimo) de las configuraciones con parámetros simulados [32].

En el diseño de la técnica de solución estocástica se integró cada metaheurística con una simulación de Montecarlo para el parámetro Velocidad promedio entre cada par de UBs. Ante esto y con el objetivo de reducir el nivel de complejidad de la solución estocástica, se desarrolló la hibridación representada en la **Gráfica 8**. Esta hibridación fue realizada entre la construcción de la solución para la zonificación de forma determinista y la definición de la mejor forma de recorrer dicho clúster de forma estocástica. Es decir, una vez realizada una disposición de zonas de forma determinística se realiza el ruteo de los profesionales en cada escenario generado por la simulación de Montecarlo. Posteriormente se hizo la evaluación del desempeño de cada una de las soluciones en los demás escenarios, seleccionando la mejor configuración de ambas soluciones (DP+VRP) por su desempeño promedio.

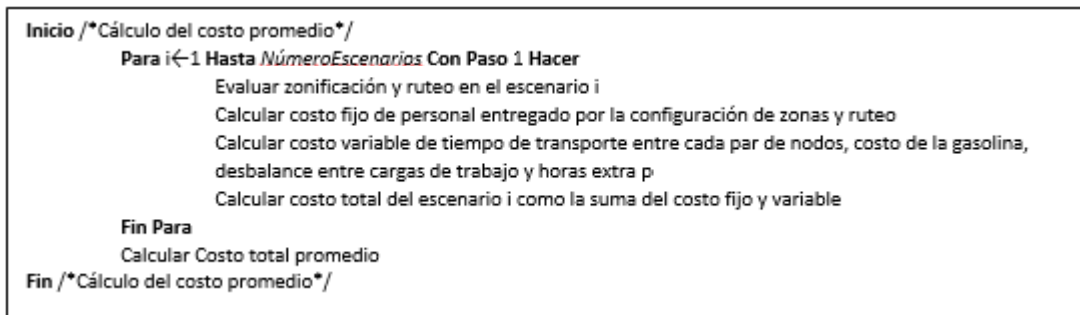
En cuanto a los parámetros propios de las metaheurísticas, tanto en el algoritmo genético como la metaheurística GRASP se hace uso de los mismos valores para los parámetros utilizados en la construcción de la solución determinística. En contraste, se realizaron modificaciones a las técnicas de solución determinística desarrolladas en el algoritmo genético y en la metaheurística GRASP para lograr la hibridación de los componentes, estas modificaciones se encuentran disponibles en el Anexo 4. A continuación se presenta el diagrama de flujo del desarrollo de la solución para ambas técnicas de solución:



Gráfica 11. Hibridación metaheurística con simulación. Autoría Propia.

iii. Costo total promedio

De cada escenario de la simulación se obtiene una configuración de zonas, las rutas del personal médico y el valor de la función objetivo. Como fue mencionado anteriormente, la función objetivo a evaluar es el promedio de funciones objetivo de los escenarios generados para esa configuración de zonas. Sin embargo, en la versión estocástica pueden generarse escenarios en los cuales por el efecto de la variabilidad se incumpla la restricción del horario máximo laboral de los trabajadores. Por esta razón, en este enfoque se modificó la función objetivo, a la cual se le fue añadida una penalización por hora extra de cada trabajador en el horizonte de planeación conforme a lo dispuesto en el código sustantivo del trabajo [19]. A continuación, se presenta el pseudocódigo del cálculo de la nueva función objetivo.



Gráfica 12. Cálculo del costo promedio. Autoría Propia.

iv. Técnica de comparación

Teniendo en cuenta que se busca medir el impacto de la solución *simheuristic* frente a la solución determinista, se definió una serie de variables e indicadores respuesta que permitieran contrastar el rendimiento de las soluciones (configuraciones de zonas y rutas) en diferentes componentes sujetos a análisis: (1) Costo total promedio, (2) Costo del tiempo de desplazamiento, (3) Costo del desbalance en asignación de recursos entre zonas, (4) Cantidad de horas extra de los trabajadores e (5) Indicador de penalización de horario máximo laboral⁸.

Posteriormente, se estableció el número de escenarios requeridos para evaluar el impacto de la técnica de solución estocástica con respecto a la determinística a través del cálculo de un intervalo de confianza del 95% para la diferencia de medias en el valor de cada variable de respuesta. Como resultado, se obtuvieron 450 escenarios de variabilidad (para cada nivel de esta) en el desarrollo de la comparación entre las dos técnicas de solución.

La medición del impacto de la *simheuristic* frente a la solución determinística fue realizada a través de la comparación de las variables y los indicadores de respuesta obtenidos en los dos enfoques, para cada nivel de variabilidad, en cada una de las configuraciones de zonas y en las dos metaheurísticas. Esta medición de impacto de la técnica estocástica fue abordada mediante el enfoque explicado con el fin de evaluar el desempeño de cada técnica en una configuración y nivel de variabilidad específicos con una significancia del 5%, logrando el entendimiento y análisis del impacto en cada una de las variables respuesta según la instancia (determinada por el nivel de variabilidad y el número de distritos a formar).

Los indicadores (2-4) son componentes de la nueva función objetivo o costo total promedio, a diferencia de estos, el indicador (5) se establece como una medida de desempeño. Es importante aclarar que los otros dos componentes de la nueva función objetivo (costo del personal médico y costo de transporte) no son considerados como variable respuesta debido a que su valor es fijo en los 450 escenarios de variabilidad. Esto se debe a que tanto la configuración de zonas como las rutas establecidas son información de entrada para la simulación de escenarios del parámetro velocidad de desplazamiento, por ende la distancia recorrida (costo de transporte) y la demanda de profesionales por zona (costo del personal médico) no se altera en los escenarios. Por otra parte, cabe resaltar que el costo del personal médico representa una gran parte del costo total promedio debido a su definición⁹, y por lo tanto es pertinente analizar de otra manera el valor que toma en cada instancia con la solución determinista y la solución estocástica.

⁸ Estimado teniendo en cuenta el número de veces que un trabajador incumple la restricción de trabajar un máximo de horas en el horizonte de planeación.

⁹ Costo del personal: Salarios de cada tipo de profesional*cantidad de profesionales de cada tipo

v. *Comparación entre simheuristics*

Para comparar el desempeño de las metaheurísticas en un ambiente de variabilidad, se realizó un diseño de experimentos con el fin de interpretar de qué manera afectan el nivel de variabilidad y el número de zonas a la diferencia entre las soluciones generadas (valores de los indicadores) por cada algoritmo. El diseño consideró la variabilidad y el número de zonas como factores y se obtuvieron 4 observaciones (réplicas de los 450 escenarios) por cada combinación de factores. Este diseño se implementó en cada uno de los 5 indicadores planteados, tomando como variable respuesta la siguiente TVR: (Valor del indicador en el GA estocástico - Valor del indicador en el GRASP estocástico) / Valor del indicador en el GA estocástico).

5. **Componente de Diseño en ingeniería**

5.1 *Declaración de Diseño*

En este trabajo de grado se diseñó una técnica de solución para el problema de zonificación desde un enfoque que integra ésta decisión táctica con la decisión operativa del ruteo de vehículos en una entidad prestadora de servicios de HCC en Cali. El enfoque del problema integrado consiste en evaluar el desempeño de la zonificación a partir de una aproximación de lo que sería el ruteo del personal médico en el horizonte de planeación, con el fin de tener una idea del impacto de la configuración de zonas o distritos en las decisiones operativas. La técnica de solución final fue llevada a cabo con parámetros determinísticos y con el parámetro estocástico de velocidad de desplazamiento entre UBs con el objetivo de incluir el impacto de la variabilidad sobre el problema.

Ambas técnicas de solución fueron comparadas con respecto al valor de la función objetivo y de otros indicadores en distintos niveles de variabilidad con el fin de establecer el mejor método de resolución del problema.

5.2 *Proceso de Diseño*

El proceso de diseño de la técnica de solución propuesta se resume en las siguientes etapas:

Desarrollo de un modelo de programación lineal que fue implementado en el software de optimización *GAMS*. Se emplearon instancias de 5, 7 y 10 UBs, cada una con una configuración de tres zonas. Se generaron 12 instancias en total, de las cuales sólo una llegó al óptimo dentro del límite de tiempo de 2 horas. En consecuencia, se comprueba que es necesario emplear métodos metaheurísticos para llegar a soluciones con buen desempeño en un menor tiempo computacional.

Desarrollo de las metaheurísticas GRASP y Genético en los softwares de programación *Visual Basic for Applications* y *Visual Studio*. Las zonificaciones generadas por de estos algoritmos fueron evaluadas mediante el componente de ruteo en el cual se seleccionaba entre tres heurísticas de ruteo aquella con mejor desempeño. En los resultados se evidenció que los algoritmos generaban soluciones cercanas entre sí, por ende ambas metaheurísticas fueron simuladas (*simheuristic*) mediante la simulación de Montecarlo.

El uso de la simulación fue desarrollado mediante la generación de variables aleatorias que siguiesen la distribución Log-Normal para determinar una velocidad promedio variable entre cada par de UBs en una cantidad determinada de escenarios con el objetivo de lograr una construcción de la solución que absorbiese la variabilidad. Además de esto, la simulación también fue empleada para evaluar el desempeño de las soluciones del problema logradas por la *simheuristic* respecto a las soluciones desarrolladas mediante el enfoque determinístico.

5.3 *Requerimientos de desempeño*

- i. Los algoritmos deben construir soluciones factibles según el enfoque planteado.
- ii. Las técnicas de solución empleadas deben tener en cuenta que la zonificación para este caso de estudio es una decisión de planeación a mediano plazo (horizonte de planeación = 1 mes).

- iii. El aplicativo debe ser flexible a cambios en los parámetros de entrada, desarrollando soluciones factibles, con buen desempeño y en tiempos computacionales inferiores con respecto al modelo lineal independientemente de los datos.

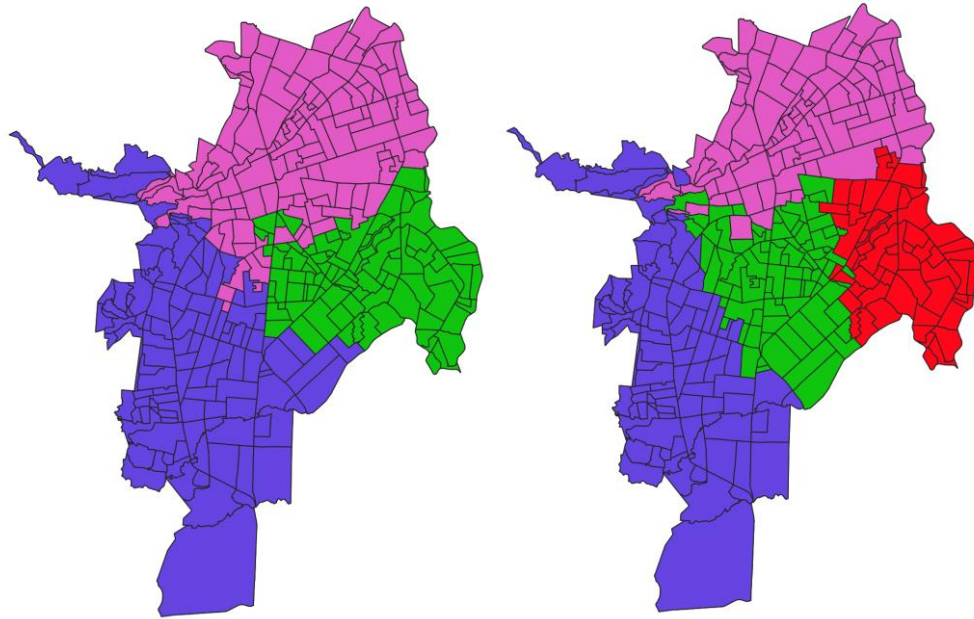
5.4 Pruebas de rendimiento

Se realizaron varias corridas de las técnicas de solución en la etapa determinística y en la etapa estocástica, en estas se verificó que las soluciones generadas fueran factibles y que además para la etapa estocástica se haya realizado satisfactoriamente la penalización por el incumplimiento de la restricción de horas máximas de los profesionales. Adicionalmente, se compararon las soluciones de la siguiente manera: Comparación de la F.O obtenida por el modelo y los algoritmos en la etapa determinista (**Tabla 2**) y Comparación de la solución determinística y la solución estocástica (**Anexo 10**).

5.5 Restricciones

1. *Satisfacción de la demanda de pacientes:* Debe satisfacerse toda la demanda de los pacientes en el horizonte de planeación, es decir, deben asignarse recursos suficientes (personal médico).
2. *Capacidad de atención:* En la técnica determinista los profesionales de la salud no deben trabajar más del máximo de horas totales en el horizonte de planeación. En la técnica estocástica existe la posibilidad de que un profesional trabaje un máximo de horas extra para satisfacer la demanda del sistema teniendo en cuenta que la variabilidad en los tiempos de desplazamiento puede generar escenarios en donde no se cumpla la restricción de horario laboral.
3. *Indivisibilidad de cada zona:* Un distrito no puede poseer otra zona dentro de éste.
4. *Contigüidad:* Las UBs pertenecientes a una misma zona deben ser contiguas entre sí, es decir, compartir al menos un vértice o segmento geográfico. Esta restricción implica que en los algoritmos los vecindarios de exploración están limitados a las UBs contiguas a la zona, por ende se restringen soluciones infactibles durante la construcción y mejora de los mismos.
5. *Asignación de UBs:* Todas las UBs deben ser asignadas a un distrito.
6. En la etapa de ruteo del personal médico, todas las UBs deben ser visitadas.
7. *Número de zonas:* El número de distritos a formar es un parámetro de entrada que debe de respetarse.
8. *Tiempo de desplazamiento:* Los tiempos de transporte afectan el tiempo efectivo de atención de los profesionales e influyen en la cantidad de profesionales necesarios para atender la demanda del sistema.
9. *Supuestos:* No hay fallas en los vehículos, no se pueden compartir recursos entre zonas y el tiempo de desplazamiento entre nodos puntuales (pacientes) de una misma UB es despreciable ya que cada UB agrupa pocos nodos.

Los métodos propuestos están diseñados para cumplir las restricciones enunciadas; el cumplimiento de las restricciones 3, 4, 5, 7 y 9 se valida en la fase de construcción de los algoritmos y gráficamente utilizando el software QGIS. El cumplimiento de 1, 2, 6, 8 y 10 se garantiza en la construcción de las soluciones, pues los algoritmos no acaban hasta generar una solución factible. A continuación, son representadas gráficamente dos de las soluciones obtenidas bajo el enfoque estocástico de este trabajo:



Gráfica 13. Representación gráfica soluciones del DP para 3 zonas (izquierda) y 4 zonas (derecha) en la instancia real de Cali Autoría Propia.

5.6 Cumplimiento del estándar

Este proyecto fue realizado bajo los estándares de la norma ISO 13053 del año 2012 [35]. Este estándar asegura mejora continua a través de la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Mejorar, Controlar) para el desarrollo de proyectos.

6. Resultados

En esta sección se presentan los resultados que responden a cada uno de los objetivos planteados. Inicialmente, se presentan los resultados del modelo de programación lineal y su comparación con las técnicas de solución en instancias reducidas (con una baja cantidad de UBs). En el segundo ítem se exponen los resultados obtenidos por las técnicas de solución (Algoritmo genético y GRASP) para la instancia real (337 barrios de Cali) en la versión determinística del problema. Finalmente, en el último ítem se presentan los resultados de la técnica de solución estocástica y el análisis del impacto de la variabilidad por medio de la comparación con las soluciones obtenidas mediante la técnica de solución determinística.

6.1 Resultados modelo de programación lineal y técnica de solución para la versión determinística

Se ejecutó el modelo matemático en el software GAMS, en el cual se corrieron 12 instancias reducidas generadas del problema. Recordando que en el contexto determinístico una instancia es una configuración de parámetros de entrada que varía entre las diferentes combinaciones de: número de UBs, número de distritos, cantidad de actividades médicas y cantidad de tipos de paciente. Por otra parte, se empleó como criterio de parada alternativo el tiempo de ejecución, cuyo valor máximo fue limitado a 7200 segundos. Para las instancias en las cuales no se encontró una solución óptima se presenta la mejor solución entera hallada al cabo de los 7200 segundos. En el **Anexo 6**, se encuentra el modelo lineal con la instancia en la cual logró resolver el problema a optimalidad.

Los resultados presentados en la **Tabla 2** corresponden al desempeño de las técnicas de solución deterministas y del modelo matemático en cada una de las 12 instancias mencionadas. Adicionalmente, se incluye el tiempo computacional requerido por cada método para lograr la solución final.

Número UB	Distritos	Cantidad profesionales	Numero de tipos de pacientes	Mejor solución entera MILP	Tiempo (s)	Heurística		Algoritmo genético		GRASP		TVR		
						FO	Tiempo Computacional (s)	FO	Tiempo Computacional (s)	FO	Tiempo Computacional (s)	Heurística	Algoritmo genético	GRASP + Tabú
5	3	2	2	10935,7*	19,153	10937,42	0,0156	10935,71	0,125	10935,71	0,020	0,02%	0,00%	0,00%
5	3	8	5	152031,5	7200	227,969,87	0,0625	152031,56	1,797	152031,56	9,203	49,95%	0,00%	0,00%
5	4	8	5	227979,63	7200	303913,39	0,0625	227962,53	1,203	227962,53	5,984	33,31%	-0,01%	-0,01%
5	5	8	5	303903,97	7200	379870	0,0625	303916,47	0,688	303916,47	3,680	25,00%	0,00%	0,00%
7	3	2	2	10934,19	7200	10938,51	0,0156	10934,19	0,375	10934,19	0,250	0,04%	0,00%	0,00%
7	3	8	5	168874,64	7200	237557,96	0,1094	165213,33	3,328	168845,42	23,055	40,67%	-2,17%	-0,02%
7	4	8	5	237504,08	7200	313492,79	0,0938	227970,88	2,188	227970,88	12,109	31,99%	-4,01%	-4,01%
7	5	8	5	303944,64	7200	379900,75	0,0859	303923,03	4,563	303923,03	8,938	24,99%	-0,01%	-0,01%
10	3	2	2	10934,79	7200	10936,27	0,0391	10934,79	1,602	10934,79	0,906	0,01%	0,00%	0,00%
10	3	8	5	179762,46	7200	256867,66	0,1719	176151,36	77,188	185685,65	109,63	42,89%	-2,01%	3,30%
10	4	8	5	242988,32	7200	320831,37	0,1328	241.174,145	36,000	242977,42	33,130	32,04%	-0,75%	0,00%
10	5	8	5	307539,56	7200	394948,57	0,1406	303968,32	29,617	303963,47	20,590	28,42%	-1,16%	-1,16%
PROMEDIO TVR												28,72%	-1,44%	-0,27%

Tabla 2. Resultados determinista con modelo exacto. Autoría Propia.

Se observa que los algoritmos logran desarrollar una solución final en un tiempo computacional entre los 0 y los 110 segundos. El algoritmo genético logra obtener resultados con una tasa de variación relativa promedio ($TVR = (\text{Resultado técnica de solución} - \text{Mejor resultado modelo lineal}) / \text{Mejor resultado modelo lineal}$) de -1,44% y el GRASP de -0,27% respecto al modelo lineal. Por lo tanto, las metaheurísticas hallan soluciones cercanas (o mejores en algunos casos) a las soluciones del modelo en un menor tiempo computacional. En cuanto a la heurística se observa que en las instancias con 2 tipos de paciente y 2 profesionales tiene una TVR que oscila entre 0,01% y 0,04% con tiempos computacionales de 0,02 y 0,96 segundos. A pesar de esto, en las demás instancias tiene un desempeño inferior al esperado. Esto se debe a que la heurística, no intensifica las soluciones construidas mediante la evaluación de posibles cambios para mejorar la función objetivo. A diferencia de esto, las metaheurísticas encuentran soluciones cercanas a las del método exacto en tiempos computacionales menores por el hecho de incluir fases de intensificación que logran la mejora de una solución previamente construida.

6.2 Resultados de la técnica de solución para la versión determinística

En el desarrollo de la técnica de solución para la versión determinística se evaluaron 18 instancias, con configuraciones de 3 cantidades de UBs (337, 262 y 187) y 6 cantidades de distritos para cada cantidad de UBs, sin embargo, manteniendo la cantidad de actividades médicas (8 actividades médicas) y la cantidad de tipos de paciente (5 tipos de paciente). El número de zonas o distritos se definió de acuerdo a lo propuesto por [4], quien define el número de zonas como 2, 3 y 4, además de tomar los percentiles 25%, 50% y 75% del número de UBs definidas. En la **Tabla 3**, se presentan los resultados obtenidos para la heurística, algoritmo genético y GRASP, además de la TVR de la heurística respecto a las metaheurísticas.

UB	Distritos	HEURÍSTICA	GENETICO	GRASP	TVR		FO MINIMA
		Funcion Objetivo	Funcion Objetivo	Funcion Objetivo	Heurística- Genetico	Heurística-Grasp	
337	2	965,948.87	944,870.64	935,469.88	2.23%	3.26%	GRASP
337	3	1,025,120.33	991,615.83	976,739.37	3.38%	4.95%	GRASP
337	4	1,076,347.93	1,041,100.46	1,050,266.60	3.39%	2.48%	GÉNÉTICO
337	84	6,690,133.87	6,617,207.80	6,531,144.93	1.10%	2.43%	GRASP
337	168	12,896,469.95	12,827,665.64	12,766,866.92	0.54%	1.02%	GRASP
337	253	19,223,826.46	19,223,307.85	19,222,755.28	0.00%	0.01%	GRASP
262	2	2,184,199.93	2,154,830.02	2,135,167.97	1.36%	2.30%	GRASP
262	3	2,203,096.04	2,185,913.28	2,178,077.80	0.79%	1.15%	GRASP
262	4	2,362,093.57	2,265,933.24	2,224,777.11	4.24%	6.17%	GRASP
262	66	6,138,212.25	5,869,746.13	6,092,973.47	4.57%	0.74%	GÉNÉTICO
262	131	10,501,993.26	10,223,336.98	10,484,786.08	2.73%	0.16%	GÉNÉTICO
262	197	15,117,474.15	15,012,131.18	15,100,712.17	0.70%	0.11%	GÉNÉTICO
187	2	1,629,555.78	1,548,557.01	1,541,579.64	5.23%	5.71%	GRASP
187	3	1,656,344.85	1,609,887.78	1,589,150.79	2.89%	4.23%	GRASP
187	4	1,690,789.67	1,611,954.39	1,652,852.69	4.89%	2.30%	GÉNÉTICO
187	47	4,346,722.41	4,160,648.57	4,276,841.02	4.47%	1.63%	GÉNÉTICO
187	94	7,569,380.44	7,292,692.17	7,468,575.15	3.79%	1.35%	GÉNÉTICO
187	140	10,702,323.28	10,687,481.19	10,700,853.80	0.14%	0.01%	GÉNÉTICO
					PROMEDIO TVR		ALGORITMO CON MEJOR DESEMPEÑO
					2.58%	2.22%	GRASP

Tabla 3. Resultados determinista instancias grandes. Autoría Propia.

En los resultados presentados se evidencia que la heurística tiene una TVR promedio de 2,58% con respecto al GA y de 2,22% con respecto al GRASP, es decir, la heurística encuentra soluciones con un desempeño cercano al obtenido por las metaheurísticas propuestas en las diferentes instancias; no obstante, la heurística genera soluciones para instancias grandes en tiempos computacionales mayores a los del GA y el GRASP.

Por otra parte, el algoritmo GRASP obtiene la menor función objetivo con mayor frecuencia entre los tres métodos. Sin embargo, la diferencia observada con el GA en este apartado es mínima, pues este último obtiene el mejor desempeño en 8 de las 18 instancias mientras que el GRASP tiene el mejor desempeño en las 10 instancias restantes. Debido a esto se optó por realizar una prueba de Kruskal Wallis con el fin de comprobar estadísticamente la existencia de una diferencia significativa entre el desempeño de los dos algoritmos; en la prueba se evaluó el valor de la función objetivo según la cantidad de UBs, la cantidad de distritos y la metaheurística implementada. La prueba estadística Kruskal Wallis fue utilizada debido a que los errores no seguían una distribución de probabilidad normal para la variación de los parámetros planteados (Ver **Anexo 7**). A continuación se encuentran los resultados obtenidos en la prueba no paramétrica.

Factor	Significancia asintótica	Hipótesis nula (H0)	Conclusión
Cantidad de UB	0,000	Rechaza (H0)	Si influye
Cantidad de zonas	0,057	No se rechaza (H0)	No influye
Tipo de metaheurística	0,727	No se rechaza (H0)	No influye

Tabla 4. Resultados prueba Kruskal Wallis determinista. Autoría Propia.

En los resultados se observa que existe suficiente evidencia estadística para afirmar con un 95% de confianza que el factor tipo de metaheurística no influye significativamente. Asimismo, se identifica que el único factor influyente es la cantidad de UBs. En el **Anexo 8**, se encuentran todos los resultados obtenidos para la solución de la versión determinística del problema mediante el GA y la metaheurística GRASP.

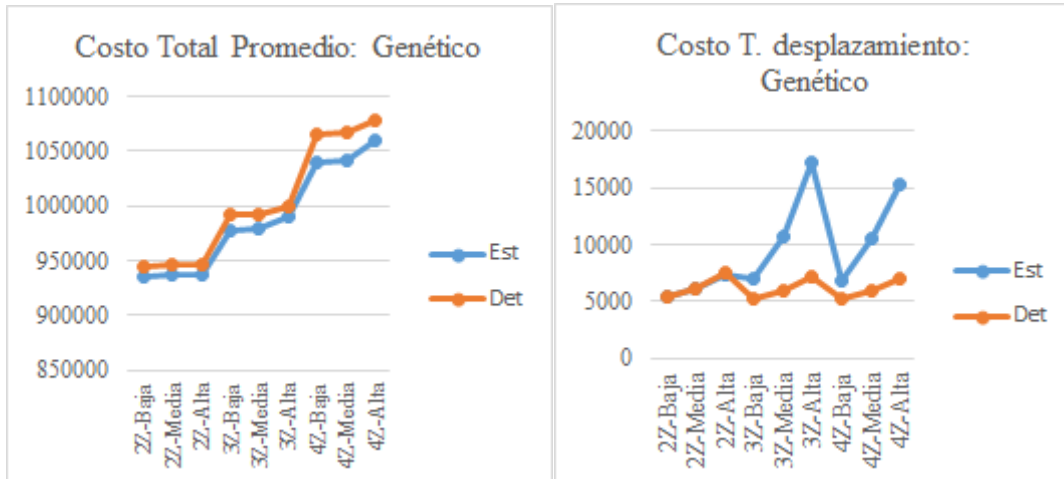
6.3 Resultados técnica de solución para la versión estocástica

En este apartado se realiza la evaluación de desempeño para cada una de las soluciones realizadas con el enfoque determinístico y estocástico, esto es realizado en cada configuración predefinida en cuanto a la cantidad

de zonas. Utilizando la simulación planteada en la sección Metodología - Técnica de comparación, se obtiene el valor que toman los indicadores para cada enfoque en ambientes de variabilidad. Esta comparación de indicadores entre enfoques determinístico y estocástico se realizó para cada uno de los niveles de variabilidad en las configuraciones de 2, 3 y 4 zonas con el fin de evaluar el impacto en cada instancia específica basada en las condiciones reales. Haciendo referencia que, bajo el contexto estocástico, el término instancia se relaciona con la combinación entre nivel de variabilidad y número de zonas en donde se generan los 450 escenarios de evaluación, pues la cantidad de UBs (337), actividades médicas (8) y tipos de paciente (5), se mantiene entre ambas técnicas de solución. Este procedimiento fue realizado para cada metaheurística y los resultados de la comparación de los promedios de cada uno de los componentes de la función objetivo y el Indicador de penalización de horario especificados en la sección 4.3.4 - iv se encuentran en el **Anexo 9**.

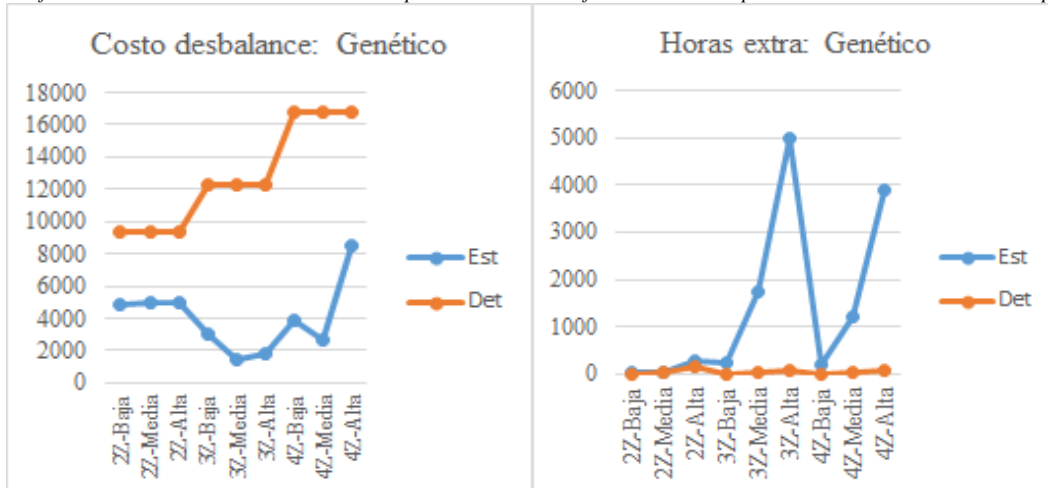
A continuación, se presentan las gráficas en donde se evidencia el valor de cada variable respuesta o indicador obtenido a través de las técnicas de solución. También se hace el análisis sobre el contraste entre los valores del costo de personal generado por las técnicas determinista y estocástica teniendo en cuenta lo planteado en el apartado de *Técnica de comparación*.

Algoritmo genético



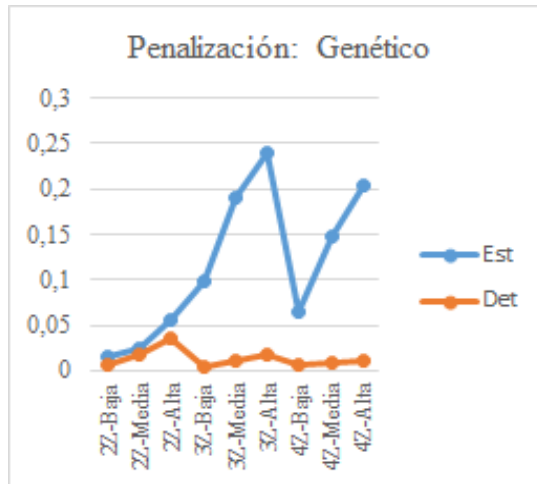
Gráfica 14. Costo Total Genético. Autoría Propia.

Gráfica 15. Costo Desplazamiento Genético. Autoría Propia.

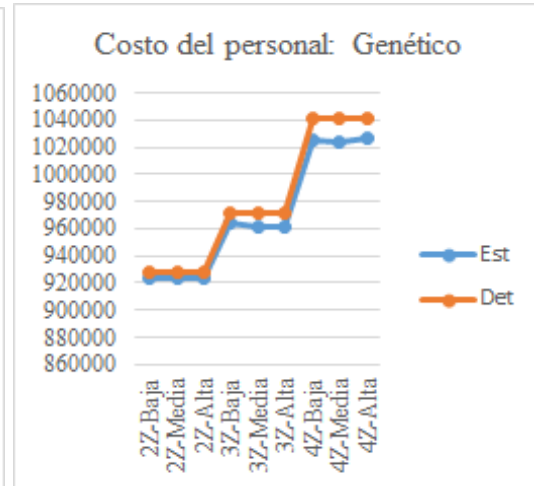


Gráfica 16. Costo desbalance Genético. Autoría Propia.

Gráfica 17. Hora Extra Genético. Autoría Propia.



Gráfica 18. Indicador Penalización Genético. Autoría Propia.

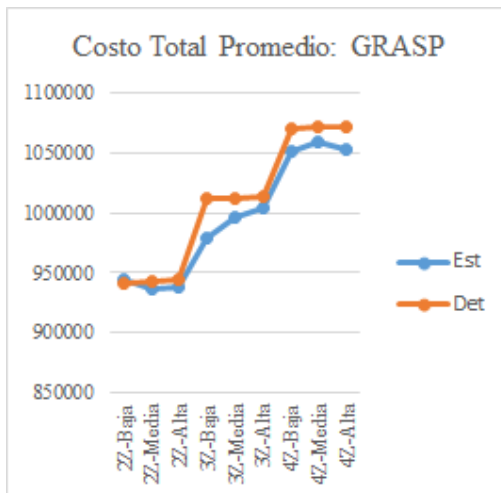


Gráfica 19. Costo Personal Genético. Autoría Propia.

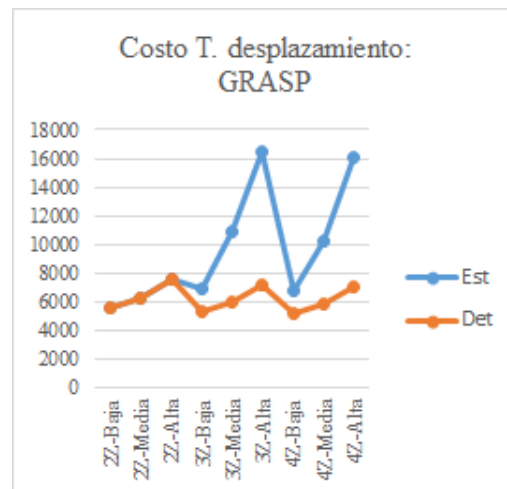
En la **Gráfica 11** se puede identificar que la técnica estocástica genera mejores valores del costo total promedio en el 100% de las instancias evaluadas y que este comportamiento aplica también para el costo de desbalance en la asignación de recursos por zona (**Gráfica 13**) y para el costo de contratación de personal (**Gráfica 16**). En contraste, en los demás indicadores la técnica determinística tiene un desempeño superior en la mayoría de las instancias evaluadas. Esto está sustentado por el hecho de que en la técnica estocástica, el algoritmo genético optimiza sobre la función objetivo en ambientes de variabilidad y por ende, intenta minimizar aquellos componentes con más impacto sobre el resultado final que en este caso son el costo del personal y el costo del desbalance en asignación de recursos.

En la versión estocástica del problema se relaja la restricción de horario máximo y se agrega una penalización por el incumplimiento de la misma, sin embargo, como el objetivo del algoritmo es minimizar la función objetivo generará soluciones que disminuyan los componentes de mayor peso aun si esto implica sacrificar el desempeño de los otros componentes. Al minimizar la cantidad de trabajadores contratados es coherente que aumenten las horas extra, el indicador de penalización por incumplimiento de horario máximo laboral y el tiempo de desplazamiento pues los empleados tendrán una carga de trabajo más alta.

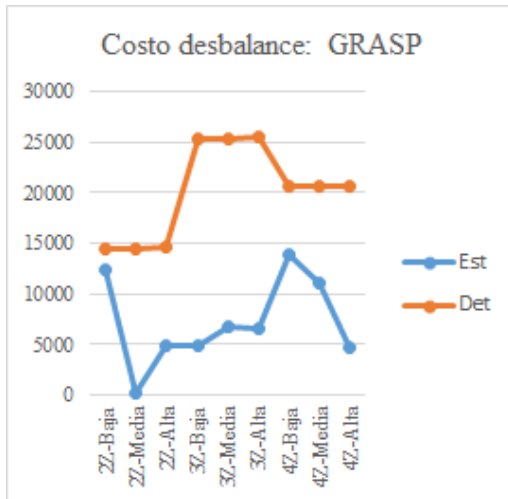
Metaheurística GRASP



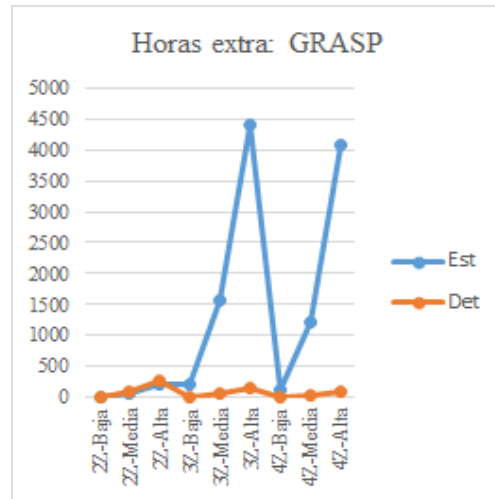
Gráfica 20. Costo Total GRASP. Autoría Propia



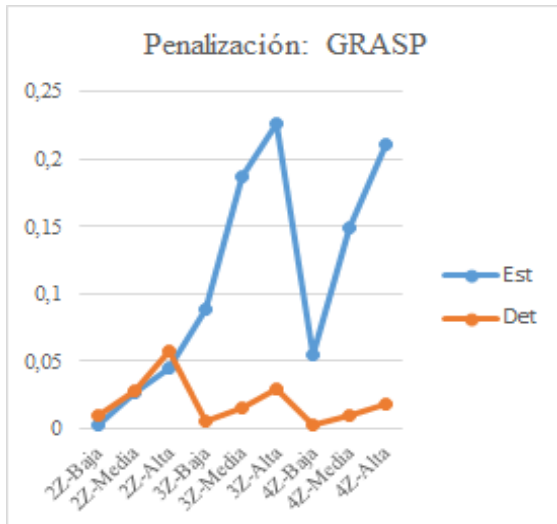
Gráfica 21. Costo Desplazamiento GRASP. Autoría Propia.



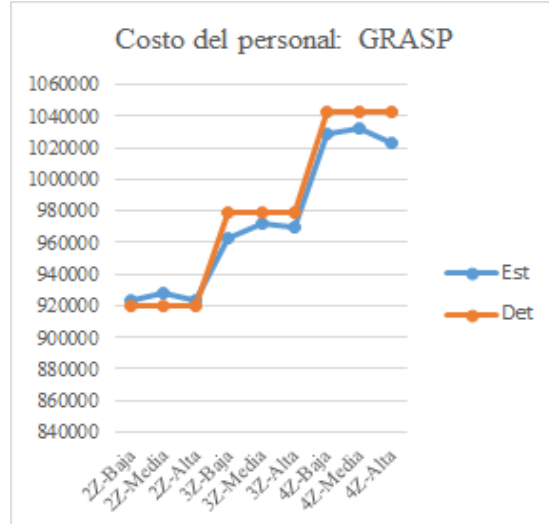
Gráfica 22. Costo desbalance GRASP. Autoría Propia.



Gráfica 23. Hora Extra GRASP. Autoría Propia



Gráfica 24. Indicador Penalización GRASP. Autoría Propia



Gráfica 25. Costo Personal GRASP. Autoría Propia

El comportamiento de la técnica de solución generada por la metaheurística GRASP bajo el enfoque estocástico es similar al del algoritmo genético, puesto que en el 89% de las instancias evaluadas la técnica estocástica obtuvo mejores valores del costo total promedio (Gráfica 17). En cuanto al costo de desbalance en la asignación de recursos por zona y el costo del personal, la versión estocástica de la metaheurística obtuvo un desempeño mejor al de la versión determinística en el 100% (Gráfica 19) y el 67% (Gráfica 22) de las instancias evaluadas respectivamente. Asimismo, la técnica determinista genera un mejor desempeño que la estocástica en los demás indicadores.

La metaheurística GRASP, al igual que el GA, está diseñada para generar soluciones que mejoren la función objetivo en ambientes estocásticos a través de la optimización de los componentes cuyo impacto en el resultado final es más alto (Costo de personal y costo de desbalance).

Para profundizar en el análisis del impacto de la técnica estocástica con respecto a la determinística, se realizó una comparación de medias para cada variable respuesta en cada una de las instancias. Esto pretende validar estadísticamente si existe diferencia entre el valor de cada variable respuesta obtenido bajo el enfoque estocástico con el valor obtenido bajo el enfoque determinista. De esta manera, para cada variable respuesta en cada instancia (En el contexto estocástico: combinación entre nivel de variabilidad y número de zonas) se

construyó un intervalo de confianza del 95% con las diferencias de los valores obtenidos por la técnica estocástica - los valores de la técnica determinista en los 450 escenarios de la comparación. Los cálculos que sustentan los siguientes resultados se encuentran en el **Anexo 10**.

	Grasp						Genético					
	Baja	Media		Alta		Baja	Media		Alta			
	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+		
Costo total promedio	-18501,53	-18486,2	-12532,73	-12447,20	-19450,37	-19123,34	-26477,12	-26451,4387	-24114,07	-24017,01	-8538,00	-8260,37
Costo del tiempo de desplazamiento	1641,55	1657,63	4338,02	4418,78	8992,22	9165,98	1582,93	1605,68	4636,51	4692,15	8209,95	8356,44
Costo de asignación de recursos	-6837,785094	-6833,338475	-9721,0185	-9701,9839	-15988,7852	-15872,6389	-12920,7635	-12915,712	-14094,3778	-14062,221	-8292,54112	-8174,90643
Horas extra	122,2778493	128,1035563	1194,42748	1216,98563	3944,83212	4044,39641	162,081324	169,073673	1155,76351	1188,25494	3781,93459	3872,25235
Indicador	0,05160719	0,052646493	0,13924847	0,14063302	0,19226338	0,19422383	0,05913088	0,06040621	0,13949868	0,14130496	0,19150007	0,19319948

Tabla 5. Resultados intervalo de confianza 4 zonas. Autoría Propia.

	Grasp						Genético					
	Baja	Media		Alta		Baja	Media		Alta			
	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+		
Costo total promedio	-33377,17	-33354,38143	-16166,32	-16059,34	-10358,76	-9945,85	-13755,11	-13702,9646	-13369,83	-13216,99	-3001,76	-2597,32
Costo del tiempo de desplazamiento	1678,84	1695,81	4945,59	5009,16	9168,90	9364,27	1797,01	1828,57	4673,66	4768,61	9891,65	10157,86
Costo de asignación de recursos	-20527,64444	-20523,64872	-18720,913	-18681,988	-18916,5718	-18780,6692	-9242,38319	-9227,62521	-10864,8022	-10840,9362	-10534,7661	-10421,33
Horas extra	199,0041199	205,692162	1520,85791	1550,09993	4221,54988	4310,23182	213,222744	225,086165	1693,9032	1736,70674	4876,31828	5011,90026
Indicador	0,082316934	0,084058343	0,17117716	0,17262186	0,19609351	0,19749422	0,09324528	0,0947824	0,17915528	0,18066376	0,22113507	0,22229141

Tabla 6. Resultados intervalo de confianza 3 zonas. Autoría Propia.

	Grasp						Genético					
	Baja	Media		Alta		Baja	Media		Alta			
	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+		
Costo total promedio	1893,91	1902,145688	-5687,49	-5661,96	-5887,31	-5835,55	-9446,44	-9438,39715	-9273,72	-9251,57	-9287,55	-9260,52
Costo del tiempo de desplazamiento	106,93	115,45	13,52	36,62	-38,70	0,16	-95,17	-86,61	-77,49	-56,50	-126,72	-96,33
Costo de asignación de recursos	-2167,303086	-2166,268819	-14339,2017	-14336,045	-9681,26935	-9659,64664	-4526,41524	-4525,3142	-4424,89828	-4417,9142	-4433,03305	-4416,1798
Horas extra	-7,379782965	-6,472010104	-14,0581101	-10,655401	-57,3034934	-46,4892073	6,86635777	7,67199546	2,12202051	7,34068802	91,3031546	98,7600475
Indicador	-0,006128396	-0,005599118	-0,00302173	-0,0018783	-0,01391722	-0,01201536	0,00915191	0,00983442	0,00564851	0,0065244	0,01929372	0,02040589

Tabla 7. Resultados intervalo de confianza 2 zonas. Autoría Propia.

A partir de los resultados obtenidos se puede establecer que en el 94% de las instancias analizadas el costo total promedio en los escenarios de variabilidad alcanza mejores valores con la versión *simheuristic* de los algoritmos. En la instancia 2 zonas_Variabilidad baja_GRASP la solución determinista supera la solución estocástica, sin embargo, en algunas instancias de variabilidad baja no se evidencia el impacto de optimizar considerando la incertidumbre en los parámetros.

Como se mencionó anteriormente, el impacto de la técnica estocástica se refleja en el costo del desbalance en asignación de recursos y en el costo promedio total, las tablas presentadas permiten validar estadísticamente este enunciado para cada una de las instancias con una significancia del 5%. La explicación, al igual que en las gráficas de las metaheurísticas, es que en escenarios de variabilidad las versiones *simheuristic* de los algoritmos optimizan sobre el personal requerido (lo cual impacta en el costo del desbalance de asignación de recursos) con el fin de mejorar el desempeño de la Función Objetivo.

Los intervalos de confianza presentados en las tablas también permiten validar estadísticamente que en la mayoría de las instancias analizadas el costo de desplazamiento, las horas extra y el indicador de penalización por el incumplimiento de horario máximo obtienen un mejor desempeño con el enfoque determinista. Esto es coherente con lo mencionado en el párrafo anterior, pues en el enfoque determinista se contratan más profesionales y por ende la carga de trabajo en horas está mejor distribuida.

En un sentido práctico, en el 94% de las instancias se puede establecer que en condiciones de variabilidad las versiones *simheuristic* construyen configuraciones de zonas y rutas que aprovechan mejor los recursos más influyentes en el objetivo de interés.

Diferencias entre *simheuristic*s

Finalmente, se realizó un análisis estadístico con el valor de las variables respuesta obtenido para cada uno de los indicadores (TVR entre las metaheurísticas) en los escenarios afectados por la variabilidad (**Anexo 12**). El propósito de este análisis estaba orientado a identificar el efecto de las características de cada instancia

(combinación entre nivel de variabilidad y número de zonas) en la diferencia entre los valores de las soluciones de cada técnica. De acuerdo a los resultados de la prueba de normalidad Kolmogorov Smirnov (disponibles en el **Anexo 11**) se puede afirmar con una confianza del 95% que las variables de respuesta no siguen una distribución normal. A partir de este resultado, se realizó nuevamente la prueba no paramétrica de Kruskal Wallis. Esta es presentada a continuación:

Variable	Factor	Significancia Asintótica	Veredicto	Conclusión
Costo total promedio	Variabilidad	0,000	Se rechaza (H_0)	Influye
	Numero de zonas	0,026	Se rechaza (H_0)	Influye
Costo del tiempo de desplazamiento	Variabilidad	0,850	No se rechaza (H_0)	No Influye
	Numero de zonas	0,020	Se rechaza (H_0)	Influye
Costo de asignación de recursos	Variabilidad	0,127	No se rechaza (H_0)	No Influye
	Numero de zonas	0,004	Se rechaza (H_0)	Influye
Horas extra	Variabilidad	0,000	Se rechaza (H_0)	Influye
	Numero de zonas	0,555	No se rechaza (H_0)	No Influye
Indicador de penalización	Variabilidad	0,000	Se rechaza (H_0)	Influye
	Numero de zonas	0,197	No se rechaza (H_0)	No Influye

Tabla 8. Resultados Kruskal Wallis para comparación de algoritmos en el entorno estocástico. Autoría Propia.

Se observa que para la variable de costo total promedio influyen significativamente la variabilidad y el número de zonas. La TVR entre los dos algoritmos se ve afectada por estos factores debido a que las soluciones generadas por los mismos se adaptan a las condiciones de entrada del problema. En cuanto al costo del tiempo de desplazamiento, se evidencia que el nivel de variabilidad no influye, pues las dos metaheurísticas generan rutas similares en el desempeño de esta variable de respuesta. El costo de asignación de recursos se ve significativamente afectado por el número de zonas, más no por el nivel de variabilidad ya que las metaheurísticas construyen las soluciones, a partir del número de zonas, con métodos distintos. Las horas extra y el indicador de penalización por exceder el horario laboral se ven influenciadas únicamente por el nivel de variabilidad.

7. Conclusiones y recomendaciones

Este trabajo presenta varias técnicas de solución realizadas por medio de distintos acercamientos para el problema de zonificación integrado con la decisión operativa de ruteo en el contexto de atención médica domiciliaria. Como resultados principales, se obtiene el desarrollo de las soluciones generadas por dos metaheurísticas bajo el enfoque determinístico y el enfoque estocástico del problema. El desempeño de estas soluciones es evaluado a través de los componentes de una Función Objetivo expresada en términos de costos de operación (para los cuales es necesario realizar el ruteo del personal), cuyo valor está fundamentado en el desarrollo de una ponderación coherente con la realidad.

La calidad de las soluciones generadas por las metaheurísticas diseñadas fue evaluada en el contexto determinístico a partir de la comparación de su desempeño respecto al resultado obtenido por el método exacto en instancias (Combinaciones de cantidad de UBs, zonas o distritos, actividades médicas y tipos de paciente) lo suficientemente reducidas para encontrar soluciones óptimas. A partir de esta comparación se determinó la pertinencia de emplear métodos heurísticos y metaheurísticos para desarrollar la solución de estos problemas en un tiempo razonable en instancias de gran tamaño. Además de esto, se comprobó que debido a la efectividad de los componentes de diversificación e intensificación de ambos algoritmos, se obtienen mejores resultados respecto a una heurística constructiva realizada para desarrollar soluciones para el problema. Por otra parte, se verificó la inexistencia de una diferencia estadísticamente significativa en el desempeño de las soluciones generadas entre ambas metaheurísticas en la etapa determinística del problema.

Por otra parte, la función objetivo diseñada da prioridad al costo asociado a la cantidad de trabajadores de las distintas profesiones, lo cual permite una aproximación a los recursos empleados en la situación real. En este caso de estudio, se evidenció que en las instancias (combinación entre nivel de variabilidad y número de zonas) analizadas las versiones estocásticas de las metaheurísticas tienen un desempeño superior en la función objetivo frente a las técnicas determinísticas gracias a este componente. Siendo así, vale la pena implementar técnicas de optimización que consideren variabilidad en los parámetros, pues estas tienen capacidad de reacción a la incertidumbre que existe en la mayoría de los procesos en la vida real. Estas técnicas también tienen un efecto positivo porque generan soluciones que priorizan el buen desempeño del objetivo y se adaptan a las condiciones de variabilidad.

Tanto el GA como el GRASP en escenarios con incertidumbre optimizan sobre la función objetivo y por lo tanto, sobre los componentes que tienen más peso en el valor de la misma. Siendo así, se evidenció que en la fase estocástica, considerando variabilidad en las velocidades de desplazamiento entre nodos, la versión simheuristic de los algoritmos establece configuraciones de zonas y rutas que permiten obtener un valor menor en el costo promedio total, el costo de desbalance en la asignación de recursos por zona y el costo de personal en la mayoría de las instancias analizadas (combinación entre nivel de variabilidad y número de zonas).

Finalmente, al diseñar una técnica de solución estocástica debe analizarse cuidadosamente la estructura de la técnica y el impacto en las medidas de desempeño, pues no siempre debe tener un mejor desempeño que las técnicas determinísticas en todos los indicadores planteados para considerar que vale la pena implementar este tipo de técnicas.

En futuras investigaciones se recomienda el desarrollo de otros enfoques para abordar el problema integrado, otros planteamientos de funciones objetivo que integren varios componentes a través de ponderaciones coherentes y escenarios que consideren variabilidad en más de un parámetro.

8. Glosario

HHC: -Por sus siglas en inglés- *Home Health Care*. Se define por Cotta y Suárez-Varela [36] como: “una extensión del hospital hacia el domicilio del paciente”.

DP: -Por sus siglas en inglés- *Districting problem*. Definido por Bashir, Chabrol y Caux [37] como: “Problema que consiste en agrupar pequeñas áreas geográficas en grupos más grandes llamados *distritos* o *zonas* de manera que cumplan con ciertos criterios”.

UB: Unidad básica. Preciado por Benzarti, Sahin y Dallery [5] como: “una agregación de personas dependiendo de los criterios a considerar”.

GRASP: -Por sus siglas en inglés- *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*. Explicado por Resende y Ribeiro [38] como: “Una metaheurística de inicio múltiple para problemas de optimización combinatoria”.

MILP: -Por sus siglas en inglés- *Mixed integer programming*. Puntualizado por P. Wolsey [39] como: “Problema de optimización en el que las variables pueden ser entre binarias y reales con restricciones y función objetivo lineal”.

NP-Hard: -Por sus siglas en inglés- *Nondeterministic polynomial time-Hard*. Establecido por Tindell, Burns y Wellings [40] como: “Problema de encontrar una solución factible óptima cumpliendo con restricciones físicas y de temporización”.

RS: Recocido simulado. Preciado por Dowsland, y Díaz [41] como: “Una variante de la búsqueda local que permite movimientos ascendentes para evitar quedar atrapado prematuramente en un óptimo local.

NLP: -Por sus siglas en inglés- *Nonlinear Programming*. Explicado por Chinneck [42] como: “Problema de optimización el cual contiene al menos un componente no lineal, ya sea función objetivo o alguna restricción”.

TSP: -Por sus siglas en inglés- *Traveling salesman problem*. Establecido por Hoffman, Padberg y Rinaldi [43] como: “Algoritmo para escoger la ruta menos costosa que un viajero puede hacer al visitar una única vez ciertas ciudades y regresar a su origen”.

PSO: -Por sus siglas en inglés- *Particle swarm optimization*. Puntualizado por Kennedy [44] como: “Metaheurística basada en partículas ubicadas en un plano cartesiano, donde sus movimientos representan iteraciones que resultan en una mejora en la calidad de soluciones a largo plazo”.

VRP: -Por sus siglas en inglés- *Vehicle routing problem*. Puntualizado por Laporte [45] como: “Problema de diseñar rutas óptimas desde uno o varios depósitos hasta una cantidad de ciudades o clientes dispersos geográficamente, sujeto a restricciones laterales”.

Compacidad: Definido por Benzarti, Sahin y Dallery [5] como: “La minimización de la máxima distancia entre dos UBs (Unidades Básicas) del mismo distrito”.

PFIH: -Por sus siglas en inglés-*Push Forward Insertion Heuristic*. Explicado por Thangiah, Osman, Vinayagamorthy y Sun [46]

Heurística: Explicado por Payá [47] como: “Método aproximado que proporciona una buena solución del problema aunque no tiene por qué ser la óptima”.

Metaheurística: Definida por Nasmachnow [48] como: “Métodos iterativos que pretenden aplicar en cada paso un grupo de componentes heurísticos sobre una solución tentativa o un grupo de soluciones tentativas de una manera inteligente.”

8. Tabla de Anexos o Apéndices

No.	Nombre	Desarrollo	Tipo de Archivo	Enlace corto (https://goo.gl/)	Relevancia para el documento (1-5)
1	Gráfico clasificación antecedentes	Propio	PDF	https://drive.google.com/file/d/1jeigYckmJCuwUkw8u1zNYXRCHOydAfis/view?usp=sharing	3
2	Tiempos de servicio	Gutiérrez & Vidal (2015)	PDF	https://drive.google.com/file/d/1G1yPFZNhisHzWetW1Rnu1cLceFybxgMr/view?usp=sharing	2
3	Pseudo - algoritmos	Propio	PDF	https://drive.google.com/file/d/14jP1Q8aE2O12hmFh-Uve3klFod0ufOrU/view?usp=sharing	3
4	Diseño experimental parámetros metaheurísticas	Propio	Excel	https://drive.google.com/file/d/1YU20IN_1Jcimw3GS5WwWm8NxNMJ1GoIz/view?usp=sharing	4
5	Pseudo-algoritmos estocásticos	Propio	PDF	https://drive.google.com/file/d/11yjSB1d2EvS1Q5mOzW2K_0OshPZ7z3P6/view?usp=sharing	3
6	Modelo matemático instancia óptima	Propio	GAMS	https://drive.google.com/file/d/1_rPFeYGF47ozB3HRUcKBNYJzfPmPWPTB/view?usp=sharing	4

7	Supuestos normalidad residuos.Determinístico	Propio	PDF	https://drive.google.com/file/d/1AHVWmtVh0xiDQntXDKfzVBw_B_RjyoQB/view?usp=sharing	3
8	Resultados versión determinística	Propio	Excel	https://docs.google.com/spreadsheets/d/1azDjP6FheKD1LAsVqN90xQYUZASB5rvaxUZ817Sz9DY/edit?usp=sharing	5
9	Gráficas Comparación Metaheurísticas	Propio	Excel	https://drive.google.com/file/d/1cL3iuU21Tu1mcwqN6dG19zAqlwxubbzR/view?usp=sharing	4
10	Intervalos de confianza-Comparación	Propio	Excel	https://drive.google.com/file/d/1gof1Adv7rKTZEzzi0DVkX6T3Aojumeqj/view?usp=sharing	4
11	Supuesto de normalidad de los residuos Comparación Grasp-Genético	Propio	PDF	https://drive.google.com/file/d/1_jbvDWNdAqJIo1_RIA6Fnd-RQmSItnr/view?usp=sharing	3
12	Resultados versión estocástica	Propio	Excel	https://docs.google.com/spreadsheets/d/1B2AYxG9YofhcgrjAE8qGFgAJM-w-l-N2m2oXZ_9Jdio/edit?usp=sharing	5
13	Aplicativo en Excel	Propio	Excel	https://drive.google.com/file/d/1NLfuHcInIJfyTKuGd0aXYvcG4zH67JrD/view?usp=sharing	5
14	Aplicativo en Visual Studio	Propio	Visual Studio	https://drive.google.com/file/d/1xy4dQwampEckuP81mOkLQOjYxmosxTeX/view?usp=sharing	5

Referencias

- [1] A. R. Bennett, “HOME HEALTH CARE LOGISTICS PLANNING, Doctoral Dissertation,” no. May, 2010.
- [2] Y. Shi, T. Boudouh, and O. Grunder, “A Home Health Care Routing Problem with Stochastic Travel and Service Time,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 13987–13992, 2017.
- [3] B. Yuan, R. Liu, and Z. Jiang, “A branch-and-price algorithm for the home health care scheduling and routing problem with stochastic service times and skill requirements,” *Int. J. Prod. Res.*, vol. 53, no. 24, pp. 7450–7464, 2015.
- [4] S. Cortés Zapata, “Modelación y solución del problema de zonificación en el contexto de la atención

- médica domiciliaria,” Universidad de Antioquia, 2018.
- [5] E. Benzarti, E. Sahin, and Y. Dallery, “Modeling Approaches for the home health care districting problem,” *Conférence Int. Modélisation Simul.*, no. May 2014, pp. 1–10, 2010.
- [6] E. V. Gutiérrez-Gutiérrez and C. J. Vidal, “Un problema de zonificación en servicios de hospitalización domiciliaria en una ciudad de rápido crecimiento,” *Ing. y Univ.*, vol. 19, no. 1, pp. 87–113, 2015.
- [7] Y. Shi, T. Boudouh, O. Grunder, and D. Wang, “Modeling and solving simultaneous delivery and pick-up problem with stochastic travel and service times in home health care,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 102, pp. 218–233, 2018.
- [8] R. Ríos Mercado, “Revista Electrónica Nova Scientia Mejorando la planificación de sistemas territoriales con optimización metaheurística Improving territory design planning through metaheuristic optimization,” *Nov. Sci. Rev. Investig. la Univ. la Salle Bajío*, vol. 7, no. 3, pp. 81–95, 2015.
- [9] M. Lin, K. S. Chin, C. Fu, and K. L. Tsui, “An effective greedy method for the Meals-On-Wheels service districting problem,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 106, pp. 1–19, 2017.
- [10] A. Errahout, S. Kharraja, and C. Corbier, “Two-stage Stochastic Assignment Problem in the Home Health Care,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 12, pp. 1152–1157, 2016.
- [11] Y. Zhang and D. E. Brown, “Simulation Optimization of Police Patrol District Design Using an Adjusted Simulated Annealing Approach,” *Soc. Comput. Simul. Int.*, pp. 18:1--18:8, 2014.
- [12] N. D. Lagaros and M. G. Karlaftis, “A critical assessment of metaheuristics for scheduling emergency infrastructure inspections,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 1, no. 3, pp. 147–163, 2011.
- [13] E. Velázquez Domínguez, “Aplicación del Vehicle Routing Problem (VRP) a un problema de distribución,” Universidad de las Américas Puebla, 2005.
- [14] M. L. Bianchetti, “Algoritmos de zonificación para recolección de residuos,” Universidad de Buenos Aires, 2015.
- [15] S. Yalçındağ, A. Matta, E. Şahin, and J. G. Shanthikumar, “The patient assignment problem in home health care: using a data-driven method to estimate the travel times of care givers,” *Flex. Serv. Manuf. J.*, vol. 28, no. 1–2, pp. 304–335, 2016.
- [16] W. C. Rodríguez Vásquez, “SISTEMA EXPERTO HIBRIDO PARA OPTIMIZAR LOS PROCESOS DE PROGRAMACIÓN, ZONIFICACIÓN Y DISEÑO DE RUTAS DE UN SERVICIO DE MENSAJERÍA CONSIDERANDO RESTRICCIONES DE VENTANAS DE TIEMPO, MÚLTIPLES PERIODOS DE TIEMPO, FECHAS DE VENCIMIENTO, DISTANCIA Y HORARIO EN,” Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2016.
- [17] M. de M. y E. de Colombia, “Precios de Combustibles Año 2019,” 2019. [Online]. Available: <https://www.minenergia.gov.co/precios-ano-2019>.
- [18] C. México, “Reporte de consumo de combustible.”
- [19] M. del trabajo de Colombia, *Código sustantivo del trabajo*. 1951.
- [20] J. C. Duque, R. L. Church, and R. S. Middleton, “The p -Regions Problem,” vol. 43, pp. 104–126, 2011.
- [21] T. Shirabe, “A model of contiguity for spatial unit allocation,” *Geogr. Anal.*, vol. 37, no. 1, pp. 2–16, 2005.
- [22] G. Clarke and J. W. Wright, “Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points Author (s): G . Clarke and J . W . Wright Published by : INFORMS Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/167703>,” vol. 12, no. 4, pp. 568–581, 2018.
- [23] M. K. Saparbaev, a V Mazin, L. P. Ovchinnikova, G. L. Dianov, and R. I. Salganik, *Introduction to Algorithms (CLRS)*, no. 2. 1988.
- [24] I. K. Altinel and T. Öncan, “A new enhancement of the Clarke and Wright savings heuristic for the capacitated vehicle routing problem,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 56, no. 8, pp. 954–961, 2005.
- [25] “Bland, R. G., _ Shallcross, D. F.- Large travelling salesman problems arising from experiments in X-ray crystallography a preliminary report on computation.pdf.” .
- [26] Y. Saji and M. E. Riffi, “A novel discrete bat algorithm for solving the travelling salesman problem,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 27, no. 7, pp. 1853–1866, 2016.
- [27] J. A. Cano, A. A. Correa-Espinal, and R. A. Gómez-Montoya, “Solución del Problema de Conformación de Lotes en Almacenes utilizando Algoritmos Genéticos,” *Inf. tecnológica*, vol. 29, no. 6, pp. 235–244, 2018.
- [28] J. Dorado and M. Gestal, *Introducción a Los Algoritmos Genéticos*. 2010.

- [29] M. Gestal, "Introducción a los Algoritmos Genéticos," *Dep. Tecnol. la Inf. y las Comun.*, p. 16, 2010.
- [30] G. Zambrano Rey, A. Bekrar, D. Trentesaux, and B. H. Zhou, "Solving the flexible job-shop just-in-time scheduling problem with quadratic earliness and tardiness costs," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 81, no. 9–12, pp. 1871–1891, 2015.
- [31] T. A. Feo and M. G. C. Resende, "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures," *J. Glob. Optim.*, vol. 6, no. 2, pp. 109–133, 1995.
- [32] A. A. Juan, J. Faulin, S. E. Grasman, M. Rabe, and G. Figueira, "A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization problems," *Oper. Res. Perspect.*, vol. 2, pp. 62–72, 2015.
- [33] D. Guimarans, O. Dominguez, J. Panadero, and A. A. Juan, "A simheuristic approach for the two-dimensional vehicle routing problem with stochastic travel times," *Simul. Model. Pract. Theory*, vol. 89, no. September, pp. 1–14, 2018.
- [34] Y. Hollander and R. Liu, "Estimation of the distribution of travel times by repeated simulation," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 16, no. 2, pp. 212–231, 2008.
- [35] E. Lachapelle and B. Hundozi, "Quantitative Methods in Process Improvement -Six Sigma."
- [36] R. M. M. Cotta, M. M. Suárez-Varela, A. Llopis González, J. S. Cotta Filho, E. R. Real, and J. A. D. Ricós, "La hospitalización domiciliaria: antecedentes, situación actual y perspectivas," *Rev. Panam. Salud Pública*, vol. 10, no. 1, pp. 45–55, 2001.
- [37] B. Bashir *et al.*, "LITERATURE REVIEW IN HOME CARE To cite this version : HAL Id : hal-00728629 LITERATURE REVIEW IN HOME CARE," 2012.
- [38] M. G. C. Resende and C. C. Ribeiro, "Parallel Greedy Randomized Adaptive Search Procedures," pp. 1–14, 2005.
- [39] L. A. Wolsey, "Mixed Integer Programming," in *Wiley Encyclopedia of Computer Science and Engineering*, American Cancer Society, 2008, pp. 1–10.
- [40] K. W. Tindell, A. Burns, and A. J. Wellings, "Allocating hard real-time tasks: An NP-Hard problem made easy," *Real-Time Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 145–165, 1992.
- [41] K. A. Dowsland and B. A. Díaz, "Diseño de heurística y fundamentos del recocido simulado," *Intel. Artif. Rev. Iberoam. Intel. Artif.*, vol. 7, no. 19, p. 0, 2003.
- [42] J. W. Chinneck, "Practical Optimization: a Gentle Introduction," *Network*, vol. I, no. 16, 2010.
- [43] K. L. Hoffman, M. Padberg, and G. Rinaldi, "Traveling Salesman Problem," in *Encyclopedia of Operations Research and Management Science*, S. I. Gass and M. C. Fu, Eds. Boston, MA: Springer US, 2013, pp. 1573–1578.
- [44] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proc. ICNN'95 - Int. Conf. Neural Networks*, vol. 4, no. 1, pp. 1942–1948, 1995.
- [45] G. Laporte, "The traveling salesman problem: An overview of exact and approximate algorithms," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 59, no. 2, pp. 231–247, 1992.
- [46] S. R. Thangiah, I. H. Osman, R. Vinayagamoorthy, and T. Sun, "Algorithms for the Vehicle Routing Problems with Time Deadlines," *Am. J. Math. Manag. Sci.*, vol. 13, no. 3–4, pp. 323–355, 1993.
- [47] I. Payá, V. Yepes, J. J. Clemente, and F. González, "Optimización heurística de pórticos de edificación de hormigón armado," Universidad Politécnica de Valencia Departamento, 2006.
- [48] S. Nesmachnow, "An overview of metaheuristics: accurate and efficient methods for optimisation," *Int. J. Metaheuristics*, vol. 3, no. 4, p. 320, 2014.