

Análisis y Diseño de Metodologías para Reducir el Impacto de Vehículos de Distribución en la Movilidad de Bogotá

Melissa Catalina Parrado Cardona
Universidad de los Andes

PhD. Nubia Velasco
Universidad de los Andes

RESUMEN: La administración de la ciudad de Bogotá, en aras de mejorar la movilidad ha decretado nuevas restricciones a los vehículos de carga para la distribución de los productos. En el presente documento se plantea una metodología para realizar la planeación de las rutas de distribución que incluye las nuevas restricciones a circulación y da una buena solución al problema en tiempos eficientes a nivel operacional.

ABSTRACT: The administration of Bogotá city, in order to improve mobility has enacted new restrictions on heavy goods vehicles for the distribution of products. This paper presents a methodology for planning delivery routes including new restrictions on movement and gives a good solution to the problem in operationally time efficient.

1 INTRODUCCIÓN

La secretaría de movilidad de Bogotá diseñó y puso en marcha el decreto 520 de 2013, bajo el cual se definen zonas e intervalos horarios de restricción a vehículos de carga para la ciudad, con el fin de mitigar el impacto de la circulación de los mismos en la movilidad ciudadana.

Dada la nueva reglamentación las empresas de carga deben incorporar nuevas restricciones al ruteo de sus vehículos de distribución por lo cual se debe plantear un nuevo modelo que permita facilitar el proceso de planeación de rutas.

Se plantea entonces una metodología que permite incorporar las principales restricciones del sector. La metodología se divide en dos etapas, una primera de generación de rutas y una segunda de balanceo de cargas

En la primera etapa se modela el sistema como un problema de ruteo de vehículos, VRP por sus siglas en inglés. En el VRP primero se resuelve un problema de agente viajero, posteriormente se mejoran

las soluciones obtenidas con la metaheurística GRASP y finalmente se soluciona el VRP con la generación de rutas factibles mediante la metodología Split (Prins, 2004).

En la segunda etapa se realiza un balanceo de cargas mediante un modelo matemático de optimización lineal, que busca que todos los camiones sean cargados con un número de cajas similar.

En conclusión, la metodología planteada integra las restricciones a las que se enfrenta el sector de carga en Bogotá y permite una planeación eficiente y efectiva del ruteo de vehículos, incorporando las principales restricciones.

2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El transporte de carga por carretera representa más del 80% del movimiento de carga en el país (Higuera, 2008), en la ciudad de Bogotá se concentra gran parte del mismo, lo cual repercute en la movilidad ciudadana.

Por lo anterior el distrito ha restringido el tránsito de vehículos de carga según el decreto 520 de 2013

en el cual se determinaron zonas de restricción en la ciudad para vehículos de más de siete toneladas.

Zona uno: se decretó libre circulación en la zona comprendida entre la avenida Centenario (calle 13) desde la avenida General Santander (carrera 27) hasta Fontibón, la zona franca y el aeropuerto El Dorado.

Zona dos: se decretó restricción a vehículos cuyo tonelaje supere siete toneladas en el intervalo horario de 6 a. m. a 8:30 a. m. y de 5 p. m. a 7:30 p. m en el sector delimitado por la calle 170, la avenida Boyacá, la avenida Primero de Mayo o calle 22 sur y el límite oriental de la ciudad. Por las vías que delimitan este sector podrán circular vehículos hasta de dos ejes.

Zona tres: se decretó restricción a vehículos de tres o más ejes en la zona delimitada por la calle 170, la carrera 16 al sur, la calle 164, la carrera 20 al norte y la calle 170 (incluidas las vías que delimitan el sector). Se incluye el sector de Toberín.

Dada la restricción de circulación de vehículos de más de siete toneladas y número de ejes, el sector de carga debe tomar acción inmediata en la forma como se planean las rutas de distribución, pues estas deben satisfacer las características del sistema.

Adicionalmente, se deben considerar las características del sistema para el ruteo de los vehículos:

- Cada ruta debe tardar aproximadamente nueve horas incluyendo tres descansos de 20 a 30 minutos para minimizar los riesgos de accidentalidad (Bocarejo 2012 et al).
- Cada camión tiene capacidad de transportar 700 cajas de mercancía, para un total de diez toneladas por camión¹.
- Se debe satisfacer la totalidad de la demanda de la ciudad, visitando a cada cliente exactamente una vez.
- La carga debe ser balanceada de camión a camión, es decir no puede existir un camión partiendo del CD con una caja, y otro con 700.

3 METODOLOGÍA

El problema a resolver con los modelos en el área de ruteo de vehículos consiste en un conjunto de nodos que representan los clientes, cada uno con una

¹ Estos datos fueron obtenidos mediante observación de un estudio realizado por los estudiantes de la Universidad de los Andes en pregrado durante el 2013.

demanda asociada, la cual debe ser satisfecha por uno o varios centros de distribución. Cada problema debe satisfacer diferentes variantes como tiempos de servicio, ventanas de tiempo y capacidad de vehículos.

El *vehicle routing problem* (VRP) consiste en diseñar rutas de vehículos que, al mínimo costo, suplan la demanda de un grupo de clientes separados geográficamente satisfaciendo las restricciones operacionales (Prins, 2004).

El VRP y sus derivados son problemas de tipo NP-Hard y por esto los modelos matemáticos usados para resolverlo son eficientes hasta un máximo de 72 nodos. Por lo anterior, algoritmos heurísticos son requeridos para abordar instancias reales tales como la distribución de los vehículos de carga.

Con el fin de resolver el problema presentado anteriormente Se combinarán varias heurísticas que en conjunto solucionarán el problema, la metodología se ilustra en la figura 1.

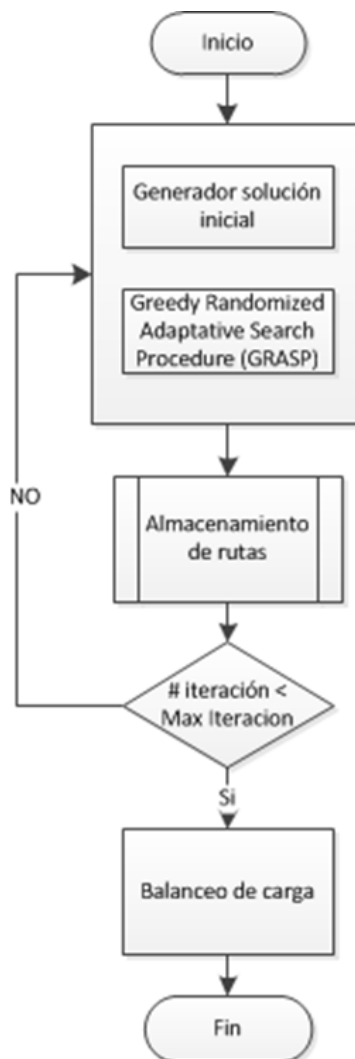


Figura 1. Metodología

Para generar una solución inicial, se construye una ruta que visite todos los clientes, para lo cual se deben relajar algunas de las restricciones del problema. La solución inicial se genera en base al problema del agente viajero, TSP por sus siglas en inglés.

Posteriormente, las soluciones del TSP, llamadas permutaciones, se mejoran gracias a estrategias de vecindarios combinadas, embebidas en la estructura de un GRASP.

Luego las mejores soluciones obtenidas del GRASP son cortadas, de manera óptima gracias a la utilización de Split.

Finalmente el conjunto de soluciones es alimentado a un modelo de balanceo de carga.

El TSP consiste en la programación de visitas de un vendedor a todos sus clientes localizados en diferentes ciudades separadas geográficamente.

El TSP es equivalente a encontrar el ciclo Hamiltoniano de mínimo costo, en el cual se debe recorrer todos los nodos (clientes) y regresar al depósito con la menor distancia total recorrida.

En el TSP no se tienen en cuenta las restricciones de capacidad del vehículo, longitud máxima del tour y restricción a circulación de vehículos de carga. El mismo vehículo o vendedor realiza la visita a todos los clientes los cuales no tienen una demanda asociada, en una sola ruta y al mínimo costo.

El problema se modela en un grafo no dirigido simétrico, es decir el costo de ir del nodo i al nodo j es el mismo que el costo de ir del nodo j al nodo i . Cada nodo representa un cliente y cada arco representa un camino entre los clientes, uniéndolos con un costo de viaje asociado.

Con el fin de generar rutas diferentes, se proponen tres formas diferentes de generación de las mismas.

1. Generación aleatoria, donde de un banco de nodos sin asignar, aleatoriamente se escoge uno que va a ser asignado en la ruta en el orden en que son escogidos, este paso se repite hasta que no existan nodos por asignar a la ruta.
2. Mediante la heurística propuesta por Clarke & Wright en 1964, la cual está basada en el concepto de ahorros. El objetivo del problema es determinar la secuencia ideal en la cual deben ser visitados cada uno de los clientes, minimizando los costos de transporte, visitando a cada cliente exactamente una vez y supliendo la totalidad de la demanda (Clarke y Wright, 1964).
3. Mediante la heurística de Vecino más Cercano. El algoritmo parte de la selección del depósito, desde el cual se evalúa cual es el nodo más cercano que no ha sido visitado, añadiendo-

lo a la ruta hasta que se finalicen los nodos por visitar.

Luego de generar la ruta se procede a implementar una metaheurística que permita mejorar las rutas resueltas en la primera etapa,

La metaheurística empleada es conocida como GRASP (*greedy randomized adaptive search procedure*). Consta de dos fases, en la primera se realiza una alteración aleatoria de la solución que ingresa, y en la segunda se mejora la solución mediante búsquedas locales. El algoritmo se realiza un número de iteraciones previamente definidas, que permiten generar tantas soluciones como iteraciones existan (Resende & Ribeiro, 2002).

En el presente problema la metaheurística GRASP recibe tres diferentes soluciones, por lo tanto es denominada GRASP de múltiples inicios. Las soluciones son inicialmente aleatorizadas en el 10% de sus nodos. Los nodos que se aleatorizan son escogidos al azar y guardados en un banco de nodos, del cual luego se va escogiendo uno a uno aleatoriamente y se va introduciendo en posiciones aleatorias de la solución. Luego se procede a realizar una búsqueda local en la ruta ya aleatorizada para minimizar la distancia total recorrida.

Posteriormente se realiza una búsqueda local, en la cual se pretende mejorar la solución actual mediante búsquedas en un espacio previamente definido. El realiza búsquedas hasta que ha transcurrido un tiempo o número de iteraciones determinado o se encuentra una solución satisfactoria.

Como estrategia de búsqueda se utilizó un algoritmo de búsqueda local llamado 2-Opt. El algoritmo empleado mejora la ruta paso a paso creando una nueva ruta con una menor distancia recorrida.

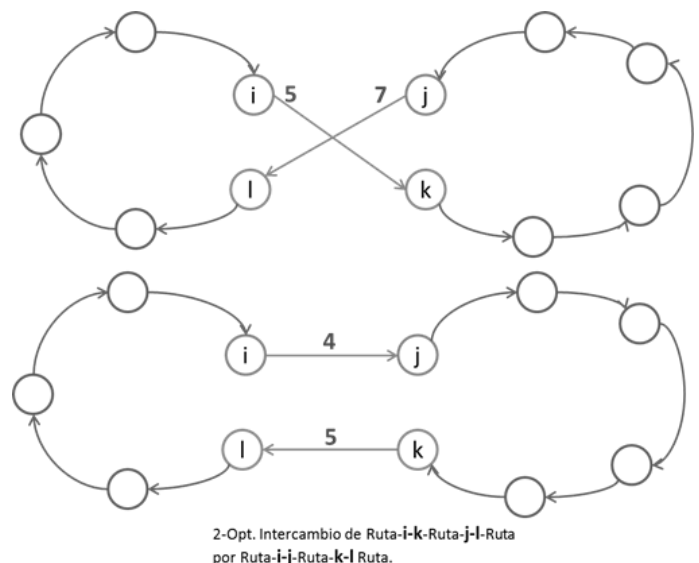


Figura 2. 2-Opt.

En la figura 2, se muestra un ejemplo de una de las iteraciones de la heurística donde se modifica la ruta intercambiando la secuencia de dos de sus nodos, el intercambio se realiza si y solo si se disminuye la distancia total recorrida. En la figura dos se presenta una disminución en la distancia total recorrida de 3 unidades con el intercambio.

Se realizaron dos implementaciones de la heurística 2-OPT. La primera realiza iteraciones de la heurística de forma sistemática para encontrar el mejor movimiento a realizar cada vez que el algoritmo es utilizado. La segunda implementación se basa en la utilización de 2-OPT con un principio de escogencia de nodos para el intercambio aleatorio. En ella el número de intercambios de prueba es limitado y se permite la realización de múltiples cambios cuando el algoritmo es utilizado.

La primera² aproximación consiste en una prueba sistemática de intercambios para la escogencia del mejor movimiento. Esta búsqueda se realiza probando todos los intercambios desde un nodo i con todos los nodos j donde $j > i$. Se itera el nodo i para todo nodo en el vector de la ruta salvo el nodo inicial y final pues estos representan al depósito. En cada intercambio se calcula el ahorro (o pérdida) que el intercambio genera, escogiendo al final aquel que produce el mejor ahorro.

La segunda³ aproximación se basa en la escogencia de nodos de forma aleatoria. Se escogen un número predeterminado de parejas de nodos a evaluar. Cada pareja está conformada por dos posiciones de nodos que son escogidas de forma aleatoria. Una vez que se evalúa una pareja de nodos y el intercambio genera una mejora, se realiza el intercambio. Se continúa la evaluación de las parejas de nodos restantes sobre la ruta modificada.

La complejidad computacional es menor en el método aleatorio debido a que se evalúan una menor cantidad de intercambios en cada iteración, además permite modificar múltiples veces la ruta por iteración. No obstante, su naturaleza aleatoria genera cambios en la solución cada vez que se corre el algoritmo.

Una vez GRASP ha mejorado cada ruta, esta es cortada para generar las particiones factibles del problema de distribución.

² Más adelante en el documento se hará referencia a esta aproximación como “Búsqueda local 1”

³ Más adelante en el documento se hará referencia a esta aproximación como “Búsqueda local 2”

Split es la metodología propuesta, la cual permite cortar con optimalidad una ruta dada. Split realiza una partición de la ruta, en rutas factibles para el problema cumpliendo con las restricciones del mismo (Prins, 2004).

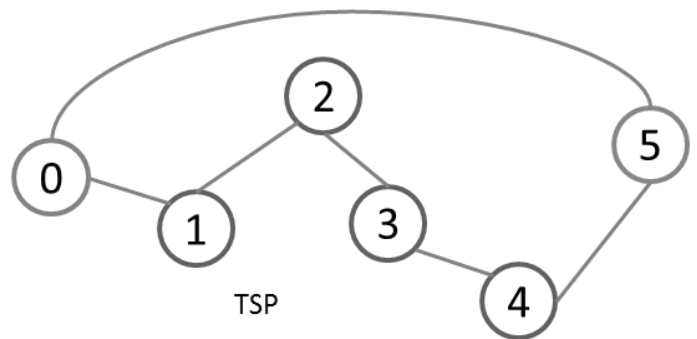


Figura 3. TSP.

Para ejemplificar el Split se tomará una ruta mostrada en la figura 3.

Split genera un grafo auxiliar en el cual se respetan las precedencias de la ruta y se crean los arcos del mismo si y solo si son factibles cumpliendo con las restricciones originales del problema (Prins, 2004).

En el caso de la distribución de carga, se requiere que todos los arcos cumplan con un tiempo de ruta máximo de ocho horas, donde cada camión tiene capacidad para transportar 700 cajas y adicionalmente se debe tener en cuenta la restricción horaria por zonas, que se presenta en Bogotá.

Una vez se cuenta con los arcos factibles dentro del grafo auxiliar del Split se procede a definir la ruta más corta sobre el grafo auxiliar usando el algoritmo de Bellman Ford, respetando las precedencias de la ruta, para generar la partición óptima de la misma en rutas factibles.

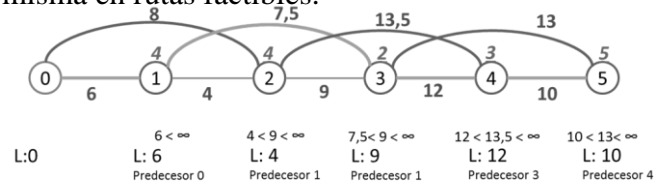


Figura 4. TSP.

Se puede observar un ejemplo del algoritmo en la figura 4 donde se tienen vehículos con restricción de capacidad de ocho unidades y un tiempo máximo de duración de 14 unidades. En la figura 4 se ilustran todos los arcos y en la figura 5 se muestra la solución final.

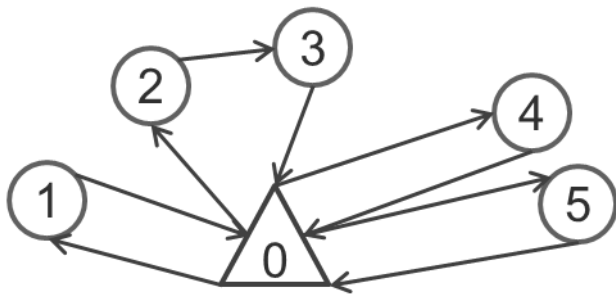


Figura 5. Solución.

Una de las restricciones importantes que se manejan dentro del problema de distribución y que no se ilustró anteriormente, es la restricción de tránsito por ciertas horas en determinadas horas.

El primer paso para incluir la restricción es parametrizar los diferentes estados de cada par de nodos que son dados por la restricción de tránsito.

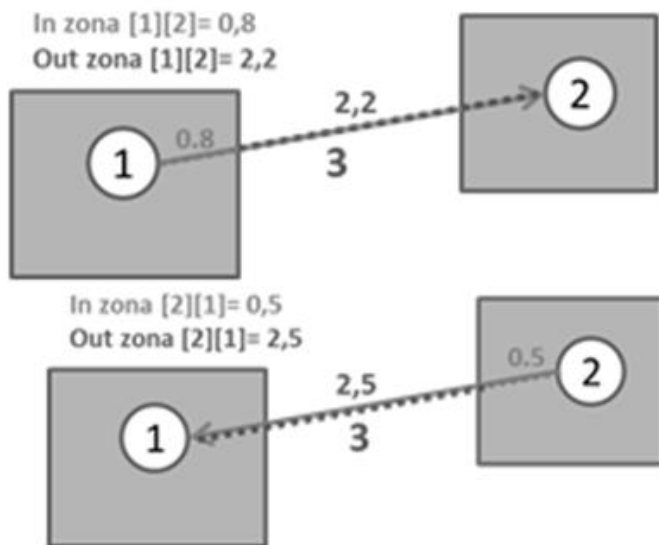


Figura 6. Parametrización de las restricciones.

En la figura 6 se muestra un ejemplo de uno de los posibles casos. Se ilustra el caso donde el camión se va a mover del nodo uno al dos, por lo tanto se especifican los valores de “in-zona” que es la distancia a recorrer dentro del área de restricción y el “out-zona” que es la distancia a recorrer fuera de la zona de restricción. Con dichos parámetros y suponiendo que los vehículos pueden esperar dentro de la zona a que se termine el horario de restricción se agrega una última variante a los grafos del Split, donde el costo de los mismos (tiempo) se ve afectado si el camión debe esperar para ingresar o salir de la zona de restricción.

Por cada iteración de la metaheurística GRASP, se obtiene una ruta que luego es cortada con optimalidad. Esta respuesta es guardada en un banco de respuestas que luego ingresa como parámetro a dos modelos de optimización.

El primer modelo permite la estimación del parámetro de mínimo tiempo de rutas, que es usado en

el segundo modelo (modelo 2) para balancear la carga sacrificando cierto porcentaje del tiempo de rutas obtenido en el primer modelo, maximizando la mínima de las cargas.

3.1 Modelo 1. Estimación de parámetro de mínimo tiempo de rutas.

Modelo que busca la combinación de rutas que minimice el tiempo total de rutas.

- Conjuntos
 R : Conjunto de rutas indexado en j
 N : conjunto de nodos indexado en i
- Parámetros
 C_j : Costo de la ruta $j \in R$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si el nodo } i \text{ pertenece a la ruta } j \\ 0 & \text{d.l.c.} \end{cases}$$

- Variable
 $X_j = \begin{cases} 1 & \text{si la ruta } j \text{ es escogida} \\ 0 & \text{d.l.c.} \end{cases}$
- Función objetivo:

$$(2) \text{ Min } \sum_{j=1}^m C_j * X_j$$

Sujeto a:

$$(3) \sum_{j=1}^m a_{ij} * x_j \geq 1 \quad \forall i \in N$$

$$(4) X_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in R$$

En 2 se define la función objetivo donde se busca minimizar el total de los costos de la ruta. Es decir la distancia total recorrida. En 3 se asegura que todos los clientes deben ser visitados una vez.

3.2 Modelo 2

Modelo que balancea la carga⁴ de las diferentes rutas de acuerdo a un sacrificio en la función objetivo. El modelo maximiza la mínima carga de los vehículos.

Al balancear la carga se incrementan las restricciones del problema y se disminuye el espacio de solución. Por lo anterior, nueva solución va a tener una

⁴ Entiéndase como carga el número de cajas que transporta cada camión.

distancia total recorrida como mínimo igual a la del modelo uno.

El balanceo de carga implica un nivel de sacrificio del tiempo total de las rutas, es por ello que el modelo define un porcentaje que se está dispuesto a sacrificar de la función objetivo del modelo uno con el fin de balancear la carga.

- Conjuntos

R : Conjunto de rutas indexado en j .

N : conjunto de nodos indexado en i .

- Parámetros

k : capacidad de los vehículos.

c_j : Costo de la ruta $j \in R$.

l_j : Carga de la ruta $j \in R$.

s : sacrificio que está dispuesto a asumir el sistema por balancear la carga.

FO^* : límite inferior de la función objetivo. Se toma del modelo uno.

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si el nodo } i \text{ pertenece a la ruta } j \\ 0 & \text{dnc} \end{cases}$$

Z : mínima carga entre todas las rutas.

- Función Objetivo:

(5) $Max Z$

Sujeto a

$$(6) \sum_{j=1}^m a_{ij} * X_j = 1 \quad \forall i \in N$$

$$(7) z \leq l_j + k(1 - X_j) \quad \forall j \in R$$

$$(8) \sum_{j=1}^m X_j * c_j \leq FO^* (1 + s)$$

$$(9) X_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in R$$

$$(10) Z \geq 200$$

$$(11) Z \leq 700$$

En 5 se define la función objetivo donde se busca maximizar la mínima de las cargas. En 6 se plantea la restricción donde se asegura que cada cliente es visitado exactamente una vez, en 7 se define la mínima carga Z , en 8 se define la máxima sumatoria de tiempos que pueden recorrer los vehículos, de acuerdo al sacrificio indicado por el parámetro s en el valor de la función objetivo del modelo uno.

4 RESULTADOS

Cada una de las etapas del método de solución, fue programada en lenguaje Java usando la plataforma Eclipse. Los dos modelos de optimización fueron programados en java y se solucionaron usando el software de optimización Gurobi en plataforma Eclipse.

El equipo utilizado para correr cada una de las instancias es un Macintosh, con procesador Intel Core i7 CPU 2,2 GHz, memoria de 4,0 GB y sistema operativo de 64 bits.

La zona de Bogotá⁵ sobre la cual se trabajó es la que se encuentra en la figura 6 (recuadro negro). En su interior se escogieron aleatoriamente 746 puntos que representan los clientes, para su análisis.

La demanda de cada cliente sigue una distribución normal con media 17 cajas y desviación de 6,5 cajas. El tiempo de servicio corresponde a un valor de 11,2 minutos⁶.



Figura 7. Clientes

El número de camiones disponibles para satisfacer la demanda se asume ilimitado, y la velocidad de los mismos para las transformaciones de distancia y tiempo se asume de 40 km por hora.

⁵ Esta zona tiene una restricción de tránsito de vehículos de carga, la cual aplica para la región comprendida entre la avenida Boyacá y el oriente de la ciudad (contenida dentro de los límites).

⁶ Los datos de la demanda y el tiempo de servicio fueron tomados de un estudio realizado por los estudiantes de la Universidad de los Andes durante el año 2013 para las materias de simulación y Fundamentos de producción. En el estudio participaron 200 alumnos por semestre.

		2-OPT 1					
		MANHATTAN			EUCLIDIANA		
		100	1000	5000	100	1000	5000
Total time running (seconds)		214,00	2.099,00	9.419,00	195,00	1.885,00	9.333,00
Heuristics time (seconds)		210,00	1.937,00	9.228,00	192,00	1.868,00	9.322,00
Optimization time (seconds)		4,00	162,00	191,00	3,00	17,00	11,00
TSP C&W total cost (meters)		130.032,21	130.032,21	130.032,21	103.605,98	103.605,98	103.605,98
Best Split joint routes with total cost(minutes)		12.117,33	12.067,25	12.060,93	11.702,55	11.648,59	11.624,57
TSP Closest Neighborhood total cost (meters)		135.129,30	135.129,30	135.129,30	108.317,55	108.317,55	108.317,55
Best Split joint routes with total cost(minutes)		12.093,13	12.064,39	12.054,71	11.699,92	11.670,28	11.636,40
TSP Random total cost (meters)		4.295.383,62	4.257.273,42	4.434.387,17	3.394.680,90	3.365.214,67	3.489.589,56
Best Split joint routes with total cost(minutes)		12.081,15	12.071,73	12.022,53	11.693,88	11.634,20	11.625,03
model 1	Total cost (time in minutes)	12.078,16	12.010,50	11.968,68	11.688,47	11.586,90	11.589,22
	Number of trucks	31,00	32,00	31,00	37,00	32,00	32,00
	minimun load	544,00	62,00	592,00	27,00	57,00	46,00
model 2	Total cost (time in minutes)	12.156,63	12.083,30	12.091,63	11.703,18	11.708,21	11.740,95
	Number of trucks	31,00	31,00	31,00	31,00	31,00	31,00
	minimun load	629,00	659,00	649,00	623,00	618,00	575,00
time increased		78,47	72,80	122,95	14,72	121,31	151,73

Tabla 1.

		2-OPT 2					
		MANHATTAN			EUCLIDIANA		
		100	1000	5000	100	1000	5000
Total time running (seconds)		15,00	131,00	654,00	14,00	190,00	663,00
Heuristics time (seconds)		14,00	130,00	626,00	13,00	131,00	625,00
Optimization time (seconds)		1,00	1,00	28,00	1,00	59,00	38,00
TSP C&W total cost (meters)		130.032,21	130.032,21	130.032,21	103.605,98	103.605,98	103.605,98
Best Split joint routes with total cost(minutes)		12.155,50	12.074,42	12.069,89	11.708,11	11.673,36	11.612,15
TSP Closest Neighborhood total cost (meters)		135.129,30	135.129,30	135.129,30	108.317,55	108.317,55	108.317,55
Best Split joint routes with total cost(minutes)		12.157,02	12.140,79	12.053,00	11.682,14	11.646,23	11.627,26
TSP Random total cost (meters)		4.295.383,62	4.257.273,42	4.434.387,17	3.394.680,90	3.365.214,67	3.489.589,56
Best Split joint routes with total cost(minutes)		4.295.383,62	12.088,08	12.100,15	11.672,62	11.675,14	11.636,69
model 1	Total cost (time in minutes)	12.056,84	12.071,50	12.052,99	11.672,62	11.646,23	11.612,15
	Number of trucks	31,00	33,00	32,00	39,00	32,00	36,00
	minimun load	634,00	27,00	74,00	37,00	437,00	62,00
model 2	Total cost (time in minutes)	12.058,40	12.264,40	12.264,40	11.836,33	11.646,23	11.819,77
	Number of trucks	31,00	31,00	31,00	32,00	32,00	31,00
	minimun load	634,00	623,00	623,00	416,00	437,00	542,00
time increased		1,56	192,90	211,40	163,71	-	207,62

Tabla 2.

La distancia entre nodos⁷ se calculó de dos maneras:

- Distancia euclidiana: línea recta entre dos puntos i, j .
- Distancia Manhattan. es la suma de las diferencias de las coordenadas de los puntos (i, j) en valor absoluto, y es la misma independientemente de que camino en ángulo recto se tome (Deza 2009).

Con la instancia de 746 clientes, se realizaron diferentes corridas del modelo para 100, 1.000 y 5.000 iteraciones de la metaheurística GRASP, con cada método de búsqueda local (a profundidad y aleatoria) y con cada tipo de cálculo de distancia.

Lo anterior implica que para las corridas de 5.000 iteraciones de GRASP, se solucionan y optimizan en total 15.000 TSP que son cortados a optimalidad y guardados en el banco de respuestas.

En las tablas 1 y 2 se evidencian los resultados obtenidos para cada corrida⁸, donde en todos los casos el modelo dos se corrió con un sacrificio del 20 % sobre los resultados del modelo uno.

La carga en todos los casos fue balanceada teniendo en cuenta que el límite superior de carga es de 700 cajas.

De los resultados se puede observar que, usando el método de búsqueda local a profundidad se obtiene que en promedio el 97,64% del tiempo total de corrida corresponde a las heurísticas, con el método de búsqueda local aleatorio se obtiene que en promedio el 90,73% del tiempo de corrida es usado resolver el VRP.

El tiempo de corrida de las iteraciones que emplean el método de búsqueda local aleatorio es tan

⁷ Entiéndase nodos como clientes.

⁸ Cada corrida tiene una especificación diferente de método de búsqueda local, número de iteraciones y distancia.

solo el 7% del tiempo de corrida que usa el algoritmo de búsqueda local a profundidad.

El uso de la distancia Manhattan con el primer método de búsqueda local aumenta el tiempo total de rutas en promedio 3,2% dado que la distancia entre puntos aumenta. El tiempo total de rutas usando el método local aleatorio aumenta en promedio 3,5% al usar la distancia Manhattan versus la euclidiana. Sin embargo, la distancia Manhattan es una distancia más aproximada a la realidad por que esta se aproxima al uso de calles y carreras que caracterizan a Bogotá.

En el 50% de los casos el mejor Split provino de un TSP resuelto de manera aleatoria. En el 33,3% de los casos el mejor Split provino de un TSP resuelto mediante la heurística de ahorros, y el porcentaje restante por un TSP resuelto mediante la heurística de vecino más cercano

Con respecto a los resultados obtenidos usando la metaheurística GRASP se concluye que a mayor número de iteraciones se presentan mejores resultados en el Split minimizando el tiempo total de ruta, dado que se mejoran los resultados del TSP. Del mismo modo es importante recalcar que un buen TSP⁹ no asegura que los modelos de optimización sean mejores.

El promedio de la mínima carga usando el primer método de búsqueda local corresponde a 625 cajas, a diferencia del promedio obtenido usando el segundo método de búsqueda local donde se obtuvo un promedio de mínima carga de 545,83.

En todas las corridas cuando se balancea la carga el número de camiones necesarios para suplir la totalidad de la demanda disminuyó o quedo igual a la del modelo uno, pero nunca lo superó. Lo anterior indica que al balancear la carga se escogen rutas que duren más tiempo y atiendan más clientes. Esto puede ser más económico para las empresas que aumentar el número de camiones, y además en los casos donde se reducen el número de camiones se están disminuyendo los costos fijos que representa la compra y mantenimiento de un camión.

En las corridas con 1000 y 5000 iteraciones los resultados del modelo que aplica la búsqueda local uno fueron mejores que los modelos que usan la búsqueda local dos, puntualmente en el 83,3% de los casos la sumatoria de tiempos de ruta obtenido fue inferior y la mínima carga mayor.

Con la distancia Manhattan usando 1000 iteraciones el algoritmo toma un tiempo de corrida de 0,58

⁹ Un buen TSP es aquel que realiza el ciclo hamiltoniano a menor costo, en este caso distancia medida en metros.

horas, y con 2500 iteraciones toma un tiempo de corrida de 1,55 horas. Si se usa el algoritmo de búsqueda local dos, para 5.000 iteraciones se obtiene un tiempo de corrida de 0,1841 horas, por lo tanto el problema es resuelto con una velocidad mayor para el método de búsqueda local aleatorio.

A medida que se aumentan las iteraciones de la metaheurística GRASP la sumatoria del tiempo total de ruta mejora entre un 0,5% y un 1,5%, pero en contraposición el tiempo de ejecución aumenta por ejemplo dos horas entre 1.000 y 5.000 iteraciones.

El aumento en el número de iteraciones de la metaheurística GRASP mejora la solución del ruteo (SPLIT), pero no necesariamente genera una mejora en el balanceo de carga¹⁰. Así mismo el aumento en iteraciones aumenta los tiempos de ejecución del programa en más de una hora, mejorando la función objetivo en promedio solo un 1% y dado que se busca la mejor solución operativa es mejor realizar un número pequeño de iteraciones para reducir los tiempos de planeación de las rutas a minutos, y no horas como lo reportan las empresas del sector.

5 CONCLUSIONES

El problema planteado en el presente documento tiene un alto nivel de importancia para todos los agentes de la ciudad de Bogotá. Para las empresas de distribución de carga representa un cambio en su cadena logística y en la forma como se planean y realizan las rutas de distribución. Para los clientes es de vital importancia, dado que un mal manejo de las restricciones puede representar un aumento en los precios y así mismo mover sus intervalos horarios de trabajo. Finalmente para la ciudadanía tiene dos implicaciones, la primera es que se busca con las nuevas restricciones mitigar el impacto en la movilidad generado por el transporte de carga, y la segunda es que un mal manejo de las restricciones se puede traducir en un aumento de los precios para los consumidores de los productos.

La metodología diseñada para la planeación de las rutas, integra las restricciones a las que se enfrenta el sector de carga en Bogotá y permite una planeación rápida de las rutas, dando ventajas a la logística de planeación.

Aunque no se consideraron las calles reales, la metodología es una buena aproximación para definir el orden y la cantidad de clientes que se visitan.

El trabajo futuro debe concentrarse en la simulación de la distribución para validar los datos obteni-

¹⁰ Número de cajas transportadas por camión.

dos y en la integración de un componente estocástico en la demanda y el tiempo de servicio.

6 REFERENCIAS

- Higuera, E. (2008, 11 1). Transporte de carga, un compromiso nacional. Suplemento de logística, 3102(2011), 101. Tomado de http://www.suplementodelogistica.com/revistadigital3/main_flash8.htm
- Real Academia Española. (2013). Diccionario de la lengua española (23.aed.). tomado de <http://lema.rae.es/drae/?val=ciudad>
- Alcaldía Mayor de Bogotá. (2006, 12 1). PMM. plan maestro de movilidad. Tomado de <http://www.movilidadbogota.gov.co/?sec=170>
- Secretaría de Tránsito y Transporte. (2006, 12 1). Plan de ordenamiento logístico v8. formulación del plan maestro de movilidad para Bogotá d.c... Tomado de http://www.movilidadbogota.gov.co/hiwebx_archivos/ideofolio/12-PlandeOrdenLogi_15_33_3.pdf
- Asociación Nacional de Empresarios de Colombia. (2013, 09 12). Distribución de bebidas en Colombia: buenas prácticas de una industria comprometida con la movilidad, el ambiente y la reducción de la accidentalidad Cámara de Bebidas
- Romero, J. A., Martínez, M., & Bortony, L. J. INSTITUTO MEXICANO DEL TRANSPORTE, SECRETARÍA DE COMUNICACIONES Y TRANSPORTES. (2004). Investigación del efecto vial de los ejes variables en vehículos articulados: Revisión de la literatura (263). Tomado de website: <http://www.imt.mx/archivos/Publicaciones/PublicacionTecnica/pt263.pdf>
- Duarte, E. (2006). Una visión de transporte urbano sostenible en Colombia. Universidad Nacional, Tomado de http://consultoradg.com/TransporteSostenible/Transporte_Sostenible_Eduardo_Duarte.pdf
- Espinosa, M., Maldonado, A., Behrentz, E. (2007). Contaminación en microambientes urbanos: caso de estudio en Bogotá, Colombia. Publicado en las memorias del Quinto Congreso Interamericano de la Calidad del Aire – AIDIS. Santiago de Chile, Chile.
- Pero, G. Alcaldía Mayor de Bogotá D.C, Secretaría de Movilidad. (2013). Decreto 520 de 2013 (noviembre 13) "por el cual se establecen restricciones y condiciones para el tránsito de los vehículos de transporte de carga en el área urbana del distrito capital y se dictan otras disposiciones. Tomado de Registro Distrital 5239 website: http://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/adminverbloba-wa?tabla=T_NORMA_ARCHIVO&p_NORMFIL_ID=930&f_NORMFIL_FILE=X&inputfileext=NORMFIL_FILENAME
- Saboya, A., Berbesi, A., & Osuna, M. Alcaldía Mayor de Bogotá D.C, Secretaría de Ambiente. (2010). Plan decenal de descontaminación del aire para Bogotá 2010-2020. Tomado de website: http://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/adminverbloba-wa?tabla=T_NORMA_ARCHIVO&p_NORMFIL_ID=930&f_NORMFIL_FILE=X&inputfileext=NORMFIL_FILENAME
- Garzón, L. Alcaldía Mayor de Bogotá D.C, Secretaría de Ambiente. (2006). Decreto 574 de 2006 (noviembre 13) por medio del cual se adoptan medidas para reducir la contaminación y mejorar la calidad del aire en el distrito capital. Tomado de Registro Distrital website: <http://www.movilidadbogota.gov.co/?sec=459>
- Resende, M., & Ribeiro, C. (2002). Greedy randomized adaptative search procedures. Manuscript submitted for publication, AT&T.
- Clarke, C., J. Q. Wright. (1964). Scheduling of vehicle from a central depot to a number of delivery points. Tomado de Operations Research. Vol 12 568–581.
- Solomon, M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. Operations. Res. 35254–265.
- Olivera, A. (2004). Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos. Montevideo, Uruguay: Universidad de la república, Instituto de computación. DOI: aolivera@fing.edu.uy
- Prins, C. (2004). A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. Computers and operations research, Vol 31.
- Beasley, J. (1993) Route-first cluster-second methods for vehicle routing, Omega 11 403–408.
- Villegas, J., Prins, C., Prodhon, C., Velasco, N., & Medaglia, A. (2013). A metheuristic for the truck and trailer routing problem. European Journal of Operations research, 230, 231-244.
- Elena Deza & Michel Marie Deza (2009), Encyclopedia of Distances, page 94, Springer.