

Planificación operativa del transporte: un enfoque de resolución híbrida

Bruno Zamar¹, Luciana Melchiori^{1,2} y Gabriela Corsano^{1,2}

¹ Facultad de Ing. Química, U.N.L., Santa Fe

² Instituto de Desarrollo y Diseño (CONICET-UTN), Santa Fe
brunozamar@gmail.com, {lmelchiori, gcorsano}@santafe-conicet.gov.ar

Resumen. En este trabajo se aborda el problema de planificación del transporte diario de bidones de agua de una empresa que debe satisfacer la demanda semanal de sus clientes distribuidos en una ciudad y localidades cercanas a ésta. Conociendo la localización de cada cliente y su demanda (medida en número de bidones por semana), la ubicación del depósito de donde salen y regresan los camiones, la disponibilidad diaria de bidones, y el tiempo de trabajo de los conductores, se desea determinar la asignación de clientes a días de la semana y a vehículos, de tal forma que éstos reciban los bidones demandados y se minimice la distancia total recorrida por todos los camiones. Para resolver este problema, se plantea un modelo de programación mixta entera lineal (MILP) el cual, debido a su naturaleza combinatoria, no puede ser resuelto en tiempo de cómputo razonable. Por lo tanto, se proponen tres metodologías heurísticas que combinan una búsqueda “Greedy” con distintas políticas para determinar clústeres o grupos clientes que serán visitados por los camiones. Finalmente, se resuelve el modelo MILP para cada clúster anteriormente definido. La performance y eficiencia del enfoque propuesto es evaluada utilizando información de una empresa local.

Keywords: Asignación de Clientes, Ruteo de Vehículos, Heurística, Optimización.

1 Introducción

En las últimas décadas, el Problema de Ruteo de Vehículos (VRP, por sus siglas en inglés) y sus variantes, se ha vuelto cada vez más popular en la literatura académica. Su expansión y aplicaciones ha llevado a una terminología algo heterogénea y diversa utilizada para describir los distintos tipos de problemas que surgen en este contexto. De hecho, los mismos tipos de problemas son denominados con varios nombres, y diferentes clases de problemas se refieren con las mismas denominaciones. Lo coincidente en todos los casos es que se trata de un problema complejo de resolver por su naturaleza combinatoria ([1]), lo que aumenta la demanda de métodos de solución eficientes y rápidos ([2]).

En este trabajo se aborda la distribución de bidones de agua purificada de una empresa local. Este problema puede clasificarse como un VRP con recogida y entregas

simultáneas (VRPPD, del inglés *VRP Pickup and Delivery*), como lo menciona para el caso de distribución de bebidas Tang Montané y Diéguez Galvão [3] y fue definido por Min [4] en 1989. También puede clasificarse como VRP con capacidades (CVRP, por *Capacitated VRP*) ya que se cuenta con una flota homogénea de vehículos, cada uno de capacidad limitada. Si bien la empresa también recoge los bidones vacíos cuando hace la entrega, debido a que el número de bidones que recoge es menor o igual al número de bidones que entrega (requisito de la empresa), no existen restricciones de “pickup” y se hará referencia a éste como “problema de distribución” o CVRP directamente.

Específicamente, existen pocos trabajos en la literatura relativos al problema de distribución de agua embotellada y otras bebidas. Hoff y col. [5] presentan un algoritmo heurístico basado en *Tabu Search* para resolver el problema de distribución de botellas de cervezas y agua el cual plantean como un VRPPD. Ríos-Mercado y López-Pérez [6] abordan este problema desde la perspectiva del Problema de Diseño Territorial, el cual busca dividir una región en territorios bajo algún criterio específico de planificación. Los autores presentan un modelo mixto entero lineal (MILP) el cual resuelven en forma exacta mediante un algoritmo iterativo de descomposición, y lo aplican a una empresa distribuidora de bebidas. Por su lado, Gomez y col. [7] presentan un algoritmo híbrido que combina las metodologías heurísticas de Colonia de Hormigas (ACS, por su término en inglés *Ant Colony System*) y Lista Extendida Restringida (ECL, por *Extended Constrained List*) para priorizar el vecino más cercano y con menor ventana de tiempo en un VRP. El enfoque es aplicado a un problema de distribución de productos embotellados.

Como puede observarse del párrafo anterior, la mayoría de los trabajos que abordan CVRPs utilizan enfoques de solución basados en métodos heurísticos o metaheurísticos. En muchos casos responden a la estrategia *cluster-first-route-second*, en el cual los clientes se agrupan en clústeres mediante el uso de algún algoritmo heurístico y luego cada clúster se resuelve como un *Problema del Viajante de Comercio* (TSP, por sus siglas en inglés *Traveling Salesman Problem*). Ésta es una estrategia que generalmente se sigue para resolver los VRPs.

En este trabajo se propone un enfoque jerárquico en dos etapas (primero clúster, luego ruta) para resolver el CVRP. En la primera etapa, se evalúan tres métodos heurísticos para la selección de clientes a cada clúster. Luego, mediante la aplicación de una medida de calidad, se determina el conjunto de clústeres más “promisorio” para minimizar la distancia total de todos los recorridos. Finalmente, para el conjunto de clientes de cada clúster, se resuelve un modelo del TSP con restricciones de tiempo y capacidad mediante un modelo MILP. Según la clasificación realizada por Jourdan y col. [8] sobre los métodos de resolución que combinan técnicas heurísticas y exactas, este enfoque se ubica entre los denominados “High-Level Relay Hybrid (HRH)”. La estrategia propuesta se evalúa en un caso real de una empresa de distribución de bidones de agua purificada de la ciudad.

En la siguiente sección, se describe el problema real abordado, mientras que en las secciones 3 y 4 se presenta el modelo matemático y la estrategia de resolución, respectivamente. En la sección 5 se muestran los resultados obtenidos y en la sección 6 se resumen las conclusiones y futuras líneas de investigación del presente trabajo.

2 Definición del problema

Se considera una empresa dedicada a la provisión, purificación y envasado de agua en bidones de 20 litros retornables para casas de familia, comercios, empresas, e instituciones tanto públicas como privadas. Cada camión sale de la fábrica de llenado y regresa a la misma (identificado con el nodo $i = 0$), con el fin de satisfacer la demanda semanal de los clientes, d_i , para $i \in V_c$. Se define como $V = \{0\} \cup V_c$ al conjunto de todos los nodos. En la actualidad, la empresa cuenta con una flota homogénea de camiones de capacidad Q_{max} (medida en número de bidones), cada uno con costo fijo cf_k y tiempo máximo de ruta igual a T_{max} . Además, se conocen el tiempo de viaje, la distancia y el costo entre todos los nodos de la red (t_{ij} , $dist_{ij}$, y c_{ij} respectivamente), y el tiempo de servicio en cada nodo s_i , $i \in V_c$, el cual es proporcional a los bidones descargados en ese sitio, más un tiempo fijo que se considera por estacionamiento en cada sitio. En este trabajo, el tiempo de servicio se toma igual a

$$s_i = \frac{3}{60} + \frac{d_i}{2 \cdot 60} \quad (1)$$

es decir, 3 minutos para el tiempo de estacionamiento más un minuto por cada dos bidones descargados (s_i medido en horas).

Con esta información, se desea determinar el número de recorridos semanales que la empresa debe realizar a fin de cumplir con las demandas a mínimo costo.

Para resolver este problema se propone un modelo de MILP en el cual cada recorrido es identificado con el índice $k \in K$, donde K tiene tantos elementos (número de recorridos) como número de vehículos multiplicado por el número de días que trabaja la empresa. La empresa no tiene restricciones sobre fecha de entrega de los pedidos (día y horario para entregar los bidones a sus clientes). De esta manera se simplifican las restricciones que manejan el tiempo (no deben cumplirse ventanas de tiempo ni es necesaria la formulación multiperíodo). Así, el modelo determinará la cantidad de recorridos a realizar, los clientes a visitar y la secuencia de viaje en cada recorrido, tal que se cumpla con la demanda semanal a mínimo costo, satisfaciendo las restricciones de límite de carga y tiempo de cada vehículo (recorrido).

3 Modelo matemático

En esta sección, se describe el modelo matemático para la selección de clientes y ruteo diario de la empresa. Las variables de decisión involucradas son:

a_k : Variable continua que indica la hora de salida del vehículo de la planta en su recorrido k

b_i : Variable continua que indica la hora de arribo al nodo i

r_k : Variable continua que indica la hora de regreso del vehículo en su recorrido k

QP_k : Variable continua que indica el número de bidones que se transportan en el recorrido k

x_{ijk} : Variable binaria que toma valor 1 si en el recorrido k se viaja desde i a j

y_{ik} : Variable binaria que toma valor 1 si en el recorrido k se visita al nodo i

A partir de estas variables, y considerando los parámetros definidos previamente, se presenta el modelo MILP:

$$\begin{aligned} \text{Min } & \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} \cdot x_{ijk} + \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} c f_k \cdot y_{ik} & (2) \\ \text{S.a:} & \\ & \sum_{k \in K} \sum_{i \in \{0\} \cup V_C} x_{ijk} = 1, \quad \forall j \in V_C & (3) \\ & \sum_{j \in V_C} x_{0jk} \leq 1, \quad \forall k \in K & (4) \\ & \sum_{j \in V_C} x_{0jk} = \sum_{i \in V_C} x_{i0k}, \quad \forall k \in K & (5) \\ & \sum_{i \in V_C} x_{ihk} = \sum_{j \in V_C} x_{hjk}, \quad \forall h \in V_C, \forall k \in K & (6) \\ & a_k + t_{0j} - b_j \leq M(1 - x_{0jk}), \quad \forall k \in K, \forall j \in V_C & (7) \\ & b_i + s_i + t_{ij} - b_j \leq M(1 - \sum_{k \in K} x_{ijk}), \quad \forall i, j \in V_C & (8) \\ & b_i + s_i + t_{i,0} - r_k \leq M(1 - x_{i0k}), \quad \forall i \in V_C, \forall k \in K & (9) \\ & r_k \leq T_{max}, \quad \forall k \in K & (10) \\ & \sum_{i \in \{0\} \cup V_C} \sum_{j \in V_C} d_j \cdot x_{ijk} \leq QP_k, \quad \forall k \in K & (11) \\ & QP_k \leq Q_{max}, \quad \forall k \in K & (12) \\ & \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_C \cup \{0\}} x_{ijk} = 1, \quad \forall i \in V_C & (13) \\ & \sum_{i \in \{0\} \cup V_C} x_{ijk} = y_{jk}, \quad \forall j \in V_C, \forall k \in K & (14) \\ & \sum_{j \in V_C \cup \{0\}} x_{ijk} = y_{ik}, \quad \forall i \in V_C, \forall k \in K & (15) \\ & \sum_{k \in K} y_{jk} = 1, \quad \forall j \in V_C & (16) \\ & r_k \geq r_{k+1}, \quad \forall k \in K & (17) \\ & a_k, b_i, r_k, QP_k \geq 0 \quad \forall k \in K, i \in V_C & (18) \\ & x_{ijk}, y_{jk} \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K, i, j \in V & (19) \end{aligned}$$

La función objetivo, como se mencionó anteriormente, minimiza los costos de transporte más los costos fijos por uso de los vehículos (expresión (2)). La ecuación (3) establece que cada cliente es visitado exactamente una vez, mientras que la restricción (4) indica que cada recorrido (vehículo) sale de la fábrica a lo sumo una vez. Para asegurar la conservación de flujo entre nodos se plantean las ecuaciones (5) y (6), mientras que con las restricciones (7), (8) y (9) se establece la secuencia de visitas para cada recorrido y se evitan de esa manera los “subtours”, donde M es una constante positiva muy grande que hace redundante la restricción cuando la variable binaria correspondiente es cero. La restricción (10) limita el tiempo de viaje, mientras que las restricciones (11) y (12) garantizan que la capacidad de cada vehículo no sea excedida durante cada recorrido. Con la restricción (13) se asegura que desde cada cliente se parte una sola vez, mientras que con las ecuaciones (14) y (15) se establece la relación entre las variables x_{ijk} e y_{ik} , asegurando que si el cliente pertenece al recorrido, entonces se llega a ese cliente y se parte desde ese cliente mediante ese recorrido. La ecuación (16) asegura que todos los clientes son visitados en exactamente un recorrido. Por último, sin pérdida de generalidad, la restricción (17) es agregada para romper simetrías, ordenando el uso de recorridos.

4 Estrategia de resolución

Uno de los requerimientos de la empresa es contar con una herramienta que le permita de manera eficiente y rápida encontrar una buena solución para la planificación semanal del transporte de bidones de agua. Debido a la naturaleza combinatoria del modelo anteriormente presentado, resolver de forma exacta el problema planteado demanda tiempos de cómputo excesivos considerando que debe ser resuelto en reiteradas ocasiones para ajustar parámetros que pueden cambiar, como ser la demanda de algún cliente. Debido a esto, se propone una estrategia de resolución jerárquica, en la que mediante una metodología heurística se agrupan los clientes que además de estar cercanos entre ellos, pueden ser visitados en un mismo recorrido respetando las restricciones de tiempo y capacidad. A esta etapa se la denomina “clustering” y se proponen tres algoritmos heurísticos para esta fase: *Determinístico*, *Randomized Greedy*, y *Greedy Ant*. Posteriormente, para cada conjunto de clústeres obtenidos al aplicar las tres metodologías heurísticas, se calcula una medida de calidad. Finalmente, para el conjunto de clústeres que mejor medida de calidad obtiene, se ejecuta el modelo de optimización, asociando el conjunto de nodos de cada clúster a un recorrido “ k ”, para obtener el ruteo óptimo para ese conjunto.

El diagrama de flujo de la Fig. 1 muestra los pasos a seguir por cada algoritmo heurístico, donde sólo se distingue la manera de seleccionar el nodo a incorporar en la lista de cada clúster. A continuación, se detalla en cada caso, cómo se realiza la búsqueda del candidato a formar parte de un clúster.

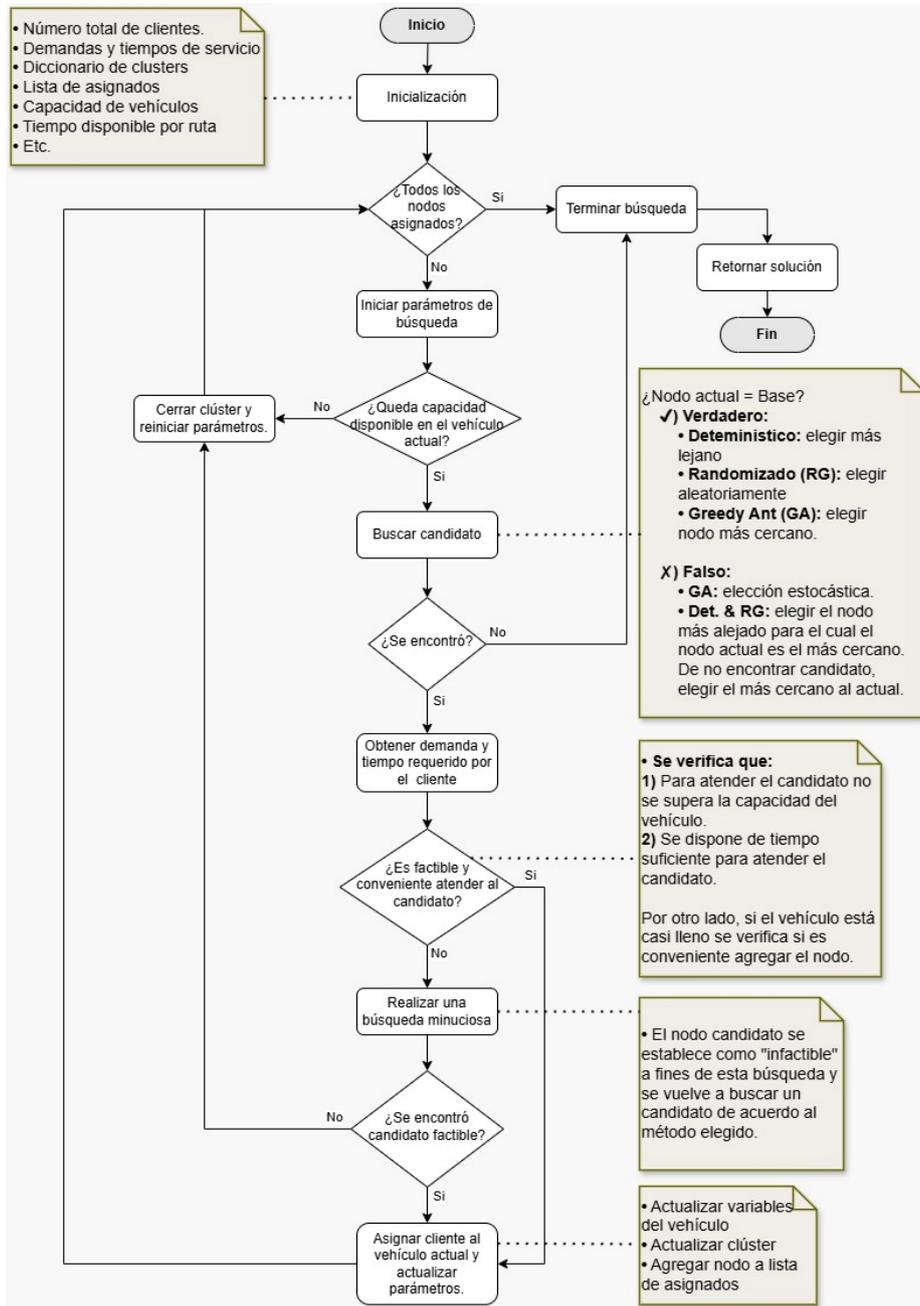


Fig. 1. Flow chart para los distintos algoritmos de clustering propuestos

En el heurístico denominado *Determinístico*, el primer nodo de cada clúster se selecciona eligiendo el nodo más lejano a la planta que aún no ha sido incorporado a un

clúster. A partir de este nodo, de todos los nodos que tienen a éste como el nodo más cercano, se selecciona aquél más lejano. Si el nodo actual, no representa el nodo más cercano de los nodos aún no incorporados a un clúster, se selecciona el nodo más cercano al actual.

En el heurístico denominado *Randomized Greedy* (RG), el primer nodo de cada clúster se selecciona de manera aleatoria sobre los nodos aún no incorporados en otro clúster. A partir de éste, el siguiente nodo seleccionado es su más cercano, y el proceso se repite.

El principio del heurístico *Greedy Ant* surge de la hibridación del heurístico "Greedy" convencional con el concepto de "feromonas" del algoritmo *Colonia de Hormigas* (ACO, en inglés por *Ant Colony Optimization*) para dotar al primero de un mecanismo "memorizador" que influya en la selección de arcos para una ruta. De esta manera la inserción de nodos no se basa únicamente en la distancia, sino también en si dicho arco formó parte de soluciones de elevada calidad en el pasado. En la práctica, este mecanismo se materializa mediante una segunda matriz (de iguales dimensiones) donde, una vez obtenida una solución, se deposita una cantidad determinada de feromonas en los arcos que la conforman, en función de su calidad.

Para la solución obtenida en cada algoritmo heurístico, se obtiene la distancia total recorrida, es decir, la suma de las distancias de los recorridos en cada clúster. Dado que, para cada clúster se buscará posteriormente el recorrido óptimo mediante el modelo MILP, la medida de calidad para obtener el mejor conjunto de clústeres se calcula como

$$\min_s \{DT_s\} \quad (20)$$

donde $DT_s = \sum_i \sum_j dist_{ij} x_{ijs}$ representa la distancia total obtenida de todos los recorridos (clústeres) para la solución s (solución de los algoritmos heurísticos), es decir, $x_{ijs} = 1$ si en la solución s se recorre el arco (i, j) .

Finalmente, se ejecuta el modelo presentado en la Sección 3, fijando los clientes (nodos) que serán visitados en cada clúster k (recorridos), de acuerdo a la mejor solución obtenida de (20), denominada s^* . Es decir, se define el conjunto V_k de nodos que pertenecen al clúster k , $k \in K_{s^*}$, y se resuelve el MILP para cada k (el modelo de *CVRP* presentado en la Sección 3 se transforma en un *TSP*). La función objetivo considerada es para este modelo:

$$\text{Min} \sum_{i \in V_k} \sum_{j \in V_k, j \neq i} dist_{ij} \cdot x_{ijk} \quad \forall k \in K_{s^*} \quad (21)$$

5 Caso de estudio

La empresa proporciona la dirección de 333 clientes distribuidos en la ciudad y tres localidades vecinas. A partir de estas direcciones, se obtiene la distancia y tiempo de viaje entre cada par de nodos (clientes y planta de llenado), utilizando la API de Google Maps. A su vez, se cuenta con la demanda semanal de cada cliente, la capacidad máxima de cada vehículo ($Q_{max} = 120$ bidones) y el tiempo máximo de cada recorrido (T_{max}

= 8 hs). La demanda semanal total asciende a 1759 bidones, lo que indica que serán necesarios al menos 15 recorridos (1759/120) dada la capacidad de los vehículos. A partir de las demandas se calcula el tiempo de servicio de cada nodo, de acuerdo a la expresión (1). De esta manera, los datos proporcionados al modelo se ajustan a la realidad. Por cuestiones de espacio, esta información no puede mostrarse, pero está disponible para el lector interesado.

Con estos parámetros para el problema, se ejecutan los tres algoritmos heurísticos: Determinístico, RG, y Greedy Ant, y se evalúa la calidad de las soluciones mediante la expresión (20). Cabe aclarar que, en el caso de los algoritmos no determinísticos, estos fueron ejecutados 1000 veces cada uno manteniendo en cada caso registro de la solución de mejor calidad. La Tabla 1 resume los resultados más importantes obtenidos en cada uno de estos algoritmos.

Tabla 1. Resumen de las soluciones obtenidas mediante los algoritmos heurísticos

	Número de clusteres formados	Distancia total recorrida (km)	Tiempo total (h)	Tiempo de resolución (seg)
<i>Determin.</i>	15	556.55	52.82	1.17
<i>Rand. Greedy</i>	15	508.85	52.05	1.04
<i>Greedy Ant</i>	15	567.26	52.82	1.27

Como puede observarse, en los tres casos, la mejor solución obtenida en cada heurístico utiliza el número mínimo de clústeres, es decir 15. De acuerdo con la medida de calidad establecida, se selecciona como “mejor solución” la obtenida por el algoritmo RG. La Fig. 2 muestra cada cliente con el color correspondiente al clúster al cual pertenece, y el tamaño del nodo representa la demanda de dicho cliente (mayor tamaño, mayor demanda).

Con la información obtenida de la solución del heurístico, se ingresa al modelo MILP el conjunto de clientes i pertenecientes a cada clúster k , y se procede a optimizar el ruteo para cada clúster, es decir, se ejecuta el modelo 15 veces. Este modelo fue formulado y resuelto en GAMS (General Algebraic Modeling System) 41.5.0 y ejecutado con el solver CPLEX 22.1, usando un procesador Intel® Core™ i7 CPU 2.5 GHz, 32GB de RAM y sistema operativo Windows 10, fijando un límite de tiempo de 300 segundos para cada corrida. La Tabla 2 describe los resultados obtenidos para cada clúster, tanto en la solución de RG como en el modelo MILP, para comparar las mejoras obtenidas al optimizar el ruteo. Para el problema de optimización, se muestra además el tamaño del modelo en cada corrida (para cada clúster), llegando en todos los casos al óptimo (0% optimality gap) y requiriendo un tiempo total de 1653.3 segundos.

Las Fig. 3 y 4 muestran el recorrido obtenido para el clúster 12 por el algoritmo RG y por el MILP, respectivamente. Por otro lado, las Fig. 5 (a) y (b) hacen lo propio para el clúster 14. Cabe mencionar que, si bien las figuras muestran los trayectos entre nodos como líneas rectas, la herramienta provee el recorrido exacto por las calles y rutas de la ciudad, dado que los parámetros de tiempo y distancias fueron calculados mediante una aplicación web como se mencionó anteriormente. Como puede observarse de las

figuras, los recorridos obtenidos por RG se modifican al resolver el MILP. Estas modificaciones representan mejoras tanto en tiempo como en distancia, como puede verificarse en la Tabla 2. Estas mejoras disminuyen en 6.2% el tiempo total de los recorridos, y en 15.12% la distancia total.

Por otro lado, el modelo de optimización provee la secuencia de viajes que debe realizar cada vehículo, es decir, la secuencia de clientes a ser visitados en cada recorrido. De esta manera, la empresa cuenta con una herramienta que guía la toma de decisiones sobre cuántos recorridos son necesarios para abastecer a la totalidad de los clientes y sus demandas, la asignación de clientes a recorridos, y el ruteo detallado (secuencia de viajes) que debe realizar cada vehículo.

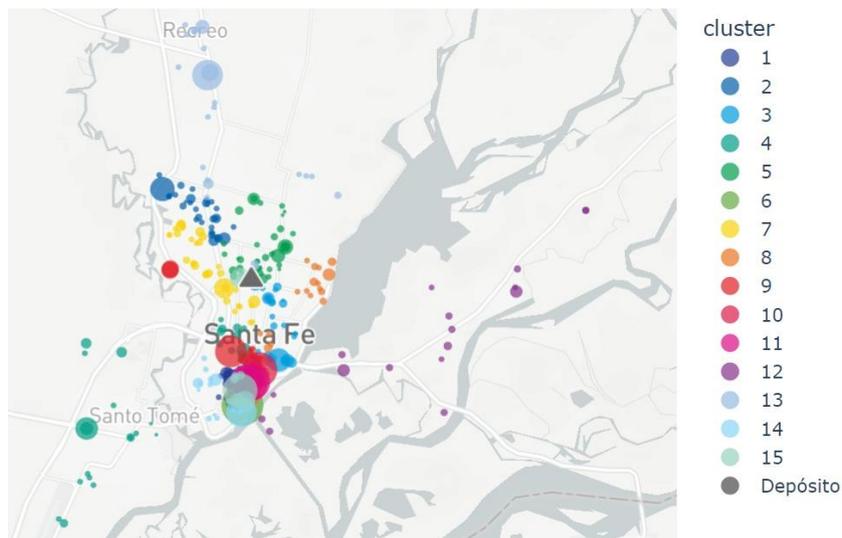


Fig. 2. Configuración de los clústeres obtenidos mediante el algoritmo RG



Fig. 3. Ruteo obtenido mediante el algoritmo RG para el clúster 12



Fig. 4. Ruteo obtenido al resolver el MILP para el clúster 12

6 Conclusiones

En este trabajo se presentó una estrategia heurística para resolver el problema de distribución óptima de bidones de agua de una empresa local. Esta metodología involucra la implementación y evaluación de tres algoritmos de clustering para seleccionar los clientes a ser visitados en cada recorrido y la optimización de un modelo MILP para el ruteo óptimo de cada recorrido. De esta manera, la herramienta provee el número óptimo de recorridos a realizar por los vehículos, la asignación de clientes a cada recorrido y el ruteo de cada vehículo. Todo esto, se logra de manera eficiente en tiempos de cómputo razonable.

La estrategia fue formulada y resuelta para un caso real. Dada la dimensión del problema, no fue posible resolverlo mediante un método exacto. Para este tipo de problemas combinatorio, generalmente se recurre a metodologías heurísticas o metaheurísticas. En este trabajo, se evaluaron tres (*Determinístico*, *Randomized Greedy*, y *Greedy Ant*) que fueron utilizadas solamente para agrupar a los clientes en clústeres, aunque de las soluciones obtenidas por estas metodologías, también se puede obtener la sucesión de nodos que sigue cada recorrido (rutas dentro de cada clúster). Luego se resolvió mediante un MILP el ruteo, mejorando este último un 15.12% la distancia total de la mejor solución encontrada por los heurísticos.

Como trabajo futuro, se propone diseñar una nueva metodología híbrida entre algoritmos heurísticos y programación matemática, en donde la optimización pueda realizarse de manera iterativa, para distintas conformaciones de clústeres, evaluando, por ejemplo, el intercambio de nodos entre clústeres.

Tabla 2. Solución para cada clúster obtenida según el algoritmo RG y el MILP

Clúster	#clientes	Distancia (km)		Tiempo (h)		Bidones entregados		MILP		
		RG	MILP	RG	MILP	RG	MILP	#var bin.	#var. cont.	#restricc.
1	30	28.66	22.77	4.004	3.58	120	120	960	32	123
2	34	29.1	23.61	4.098	3.83	119	119	1224	36	1295
3	28	22.1	19.43	3.59	3.38	120	120	840	30	899
4	29	75.06	55.8	4.973	4.7	120	120	899	31	960
5	40	27.89	24.46	4.4	4.23	120	120	1680	42	1763
6	10	16.94	15.94	2.322	2.27	120	120	120	12	143
7	33	26.95	22.03	4.01	3.76	115	115	1155	35	1224
8	35	41.06	33.29	4.734	4.34	119	119	1295	37	1368
9	14	26.05	22.51	2.734	2.46	120	120	224	16	255
10	8	16.34	14.96	2.223	2.16	119	119	80	10	99
11	3	13.09	12.14	1.792	1.66	120	120	8	3	14
12	23	90.1	82.59	4.914	4.78	120	120	575	25	624
13	23	52.8	45.65	3.916	3.67	118	118	575	25	624
14	19	29.42	23.9	3.355	3.05	120	120	399	21	440
15	4	14.28	13.66	1.591	1.53	89	89	24	6	35

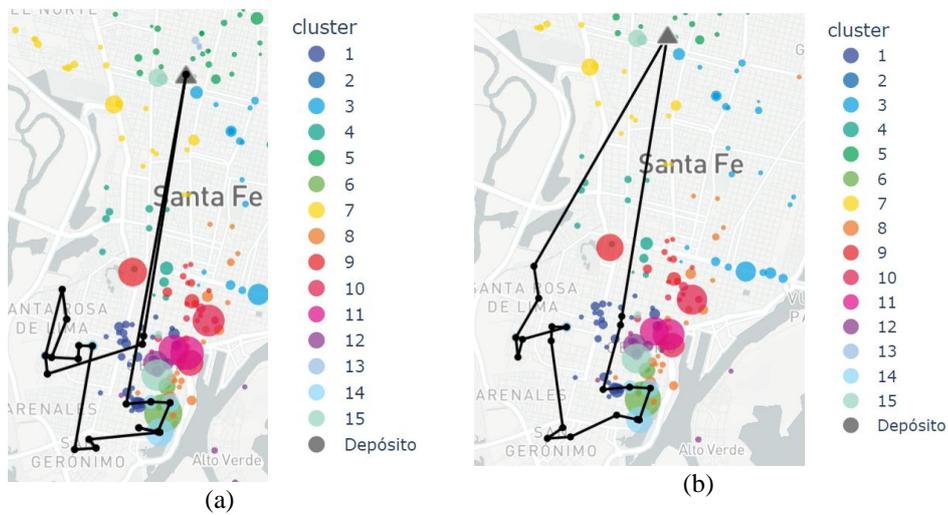


Fig. 5. Ruteo obtenido para el clúster 14 al resolver el algoritmo RG (a), y el MILP (b)

Referencias

1. Lenstra, J.K., Rinnooy Kan, A.H.G.: Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks* **11**, 221-227 (1981).

2. Parragh, S., Doerner, K. F., Hartl, R. F.: A survey on pickup and delivery problems. Part I: Transportation between customers and depot. *Journal für Betriebswirtschaft* **58**(1), 21-51 (2008).
3. Tang Montané, F.A., Diéguez Galvão, R.: A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service. *Computers & Operations Research* **33**, 595–619 (2006).
4. Min H. The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup points. *Transportation Research A* **23**, 377–86 (1989).
5. Arild Hoff, A., Gribkovskai, I., Laporte, G., Løkketangen, A.: Lasso solution strategies for the vehicle routing problem with pickups and deliveries. *European Journal of Operational Research* **192**, 755–766 (2009).
6. Ríos-Mercado, R., López-Pérez, F.: Commercial territory design planning with realignment and disjoint assignment requirements. *Omega* **41**, 525-535 (2013).
7. Gómez S., C.G., Cruz R., L, González B., J., Fraile H., H., Pazos, R. Martinez P., J.: Ant colony system with characterization-based heuristics for a bottled-products distribution logistics system. *Journal of Computational and Applied Mathematics* **15**, 965-977 (2014).
8. Jourdan, L., Basseur, M., Talbi, E.G.: Hybridizing exact methods and metaheuristics: A taxonomy. *European Journal of Operational Research* **199**, 620–629 (2009).