Logística centralizada de primera milla

Diseño de Algoritmos - Licenciatura en Tecnología Digital - UTDT

Luca Mazzarello* Ignacio Pardo† Tadeo Yapoudjian‡

2023-07-07

Abstract

El problema a investigar consiste en la asignacion de cada vendedor a un depósito para que utilice regularmente buscando cumplir con las capacidades máximas de cada depósito y buscando minimizar la distancia total recorrida por los vendedores. Este trabajo presenta seis algoritmos distintos para resolver el problema de GAP. Dos Heurísticas constructivas, dos operadores de busqueda local y dos metaheurísticas. El objetivo de este informe es el de detallar los algoritmos comparando calidad de resultados, tiempo de ejecución e implicancias prácticas en relación al problema que enfrenta la empresa ThunderPack.

Link al repositorio: https://github.com/IgnacioPardo/TP2_TDV

Contents

*lmazzarello@mail.utdt.edu | 44512364 | 21L720
†ipardo@mail.utdt.edu | 43243336 | 21R1160
‡tadeyapu@gmail.com | 44788317 | 21N719

1 Introducción

La empresa ThunderPack es una start-up que ofrece servicios logísticos y gestiona una red de comercios que actúan como puntos de consolidación para la recolección de paquetes. Sin embargo, la actual modalidad de operación permite a los vendedores elegir libremente a qué depósito llevar sus paquetes, lo que genera una utilización ineficiente de la capacidad de almacenamiento, reclamos y costos adicionales. Para garantizar una buena experiencia a los vendedores, especialmente en eventos de alta demanda, **ThunderPack** está considerando migrar a una modalidad centralizada donde a cada vendedor se le asignará un depósito regularmente, buscando cumplir con las capacidades máximas de cada depósito y minimizar la distancia total recorrida por los vendedores.

1.1 Problema

El problema descripto anteriormente puede ser modelado mediante el **Problema de Asignación Generlizada** (GAP, Generalized Assignment Problem) que, en su versión más general, puede ser formulado de la siguiente forma. Sea $N = 1, ..., n$ el conjunto de vendedores y $M = 1, ..., m$ el conjunto de depósitos. Cada depósito $i \in M$ tiene una capacidad máxima de recepción c_i, medida en cantidad de unidades. Dado un vendedor $j \in N$ y un depósito $i \in M$, d_{ij} denota la demanda (también en cantidad de unidades) a utilizar y c_{ij} el costo incurrido si j es asignado a i. Con estas definiciones, podemos representar una solución como una colección de conjuntos $\Gamma_1, \ldots, \Gamma_m \subseteq N$, con Γ_i el subconjunto de venededores asignados al depósito $i \in M$. Luego, el GAP consiste en:

1. Cada vendedor debe ser asignado a un depósito, es decir, para $j \in N$
2. La capacidad de cada depósito no debe ser excedida, es decir, para $i \in M$

$$\sum_{j \in \Gamma_1} d_{ij} \leq c_i$$

3. Minimizar costo total de la asignacion dada por:

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j \in \Gamma_1} c_{ij}$$

En el contexto del problema de ThunderPack, tomaremos c_{ij} como la distancia que debe recorrer el vendedor j en caso de ser asignado al depósito i. Notar que, dependiendo de las capacidades y las demandas, podría dificultarse encontrar una solución factible que asigne a todos los vendedores y respete las capacidades. Definimos:

$$c_{max} = \max_{i \in M, j \in N} c_{ij}$$

como la máxima distancia posible a recorrer por un vendedor. En caso de tener una solución parcial, donde haya vendedores que no pueden ser asignados a algún depósito, se asumirá una penalización de $3 \times d_max$ por cada uno de ellos.

Para cada vendedor, nuestra estimación de la demanda (en cantidad de unidades) es la misma independientemente del depósito al que sea asignado, y por lo tanto $d_{ij} = d_j$. De todas formas, trabajaremos con la versión general del GAP y, al momento de abordar las instancias con datos reales, serán un caso particular para el algoritmo.

2 Descripción de modelos propuestos

2.1 Heurísticas constructivas

2.1.1 Heurística constructiva golosa (Greedy MinCost)

La primera heurística que se implementó es una heurística constructiva golosa. La misma consiste en asignar a cada vendedor al depósito más cercano (el que sume el menor costo al total) que tenga capacidad disponible. En caso de que no haya capacidad disponible en ningún depósito, los vendedores no se asignan y se asume la penalizacion de $3 \times d_max$ por cada uno de ellos.

La estrategia golosa sigue los siguientes pasos:

1. Seleccionar un orden arbitrario para recorrer los vendedores. El implementado es el orden dado por los archivos.
2. Asignar al primer vendedor el depósito de menor costo.
3. Para cada vendedor subsiguiente, asignar al depósito de menor costo que tenga capacidad disponible.
4. Repetir el paso 3 hasta asignar todos los vendedores posibles.
5. Finalmente se obtiene una solución factible.

Esta estrategia golosa busca minimizar los costos de asignación al seleccionar los depósitos de menor costo en cada etapa. Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta estrategia no garantiza encontrar la solución óptima global ni una local para el problema.

2.1.2 Heurística constructiva BinPacking

La estrategia de Bin Packing optimiza el uso de los depósitos en el contexto del problema de asignación. En este caso, el objetivo es maximizar la utilización de la capacidad de cada depósito asignando a los vendedores de manera eficiente.

La estrategia sigue los siguientes pasos:

1. Seleccionar un orden arbitrario para recorrer los vendedores. Al igual que en la golosa se dicta por el orden de los vendedores en los archivos.
2. Para cada vendedor, evaluar en qué depósito se dejaría menos espacio libre si se asigna su carga.
3. Asignar al vendedor al depósito que tenga la menor cantidad de espacio libre después de agregar su carga.
4. Actualizar la capacidad del depósito asignado después de cada asignación.
5. Repetir los pasos 2, 3 y 4 hasta asignar todos los vendedores. En esta estrategia, el enfoque principal es minimizar el espacio libre en los depósitos asignando a los vendedores de manera eficiente. No se tienen en cuenta los costos de asignación, sino únicamente la capacidad restante en cada depósito.

Esta estrategia tampoco garantiza encontrar la solución óptima global para el problema, pero se centra en utilizar de manera eficiente el espacio en los depósitos. De esta forma, reducimos la cantidad de vendedores que quedan sin asignar y reducimos las penalizaciones.

2.2 Operadores de búsqueda local

2.2.1 Swap

El operador de búsqueda local Swap genera un vecindario de solucione $S\prime$ a partir de una solución factible S, del cual se obtiene la mejo solución $S\prime$ cuyo costo sea mejor que S. Esto se repite hasta que n haya mejora posible. Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Dada una solución factible S. Se seleccionan todos los pares de vendedores v, w con $v \neq w$ y $v, w \in N$.

- A partir de cada par v, w, se determinan los depósitos dv y dw asignados a v y w respectivamente. Si v o w no estan asignados, $dv = -1$ o $dw = -1$. Si ambos no se encuentran asignados se corta la exploración para este vecino.
- Se determina si la capacidad del deposito dv al quitar la demanda de v permite alojar la demanda de w para dv, y viceversa.
- En este caso, se desasigna dv de v y dw de w, para luego hacer un enroque y asignar dv a w y dw a v.
- Se almacena la factibilidad del Swap, junto a los vendedores y deposito involucrados, y el costo de una posible nueva solución $S\prime$ producto de efectuar el Swap sobre S. Esto se hizo por sobre copiar la solución, efecutarle el swap y guardarla para reducir la complejidad algoritmica y espacial.

2. Dadas todas las posibles nuevas soluciones, se selecciona aquella que resulte en el menor costo.

- Si dicho costo es menor que el de la solución S actual, se efectúa el Swap que produjo mejor costo sobre la solución actual y se repite el paso 1.
- Si dicho costo es mayor o igual, se detiene la exploración de vecindarios.

De está forma obtenemos una heurística de búsqueda local que explora vecindarios de forma exhaustiva hasta que no exista una mejora sobre el vecindario de mi solución, por lo que encontré un mínimo local.

2.2.2 Relocate

Al igual que el operador de búsqueda local Swap, el operador Relocate genera un vecindario de soluciones $S\prime$ a partir de una solución factible S, del cual se obtiene la mejor solución $S\prime$ cuyo costo sea mejor que S. Esto se repite hasta que no haya mejora posible. Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Dada una solución factible S se seleccionan todos los vendedores.

- Para cada vendedor, se evalúa si el costo de reasignar dicho vendedor a otro deposito del que esté asignado es menor, cuya capacidad tambien permita la demanda del vendedor. En el caso del vendedor no estar asignado, siempre el costo será al ser asignado que al no estarlo ya que: Si $x \in c = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ con $x_1, x_2, \ldots, x_n \ \in \mathbb{R} \implies x \leq 3 \times \max\{c\}$
- Se almacena la factibilidad y, si el costo es menor, tambien el vendedor, su nuevo deposito a ser asignado y su costo resultante.

2. Para cada reubicación posible, se obtiene aquella de menor costo resultante.

- Si dicho costo es menor que el de la solución S actual, se efectúa el Swap que produjo mejor costo sobre la solución actual y se repite el paso 1.
- Si dicho costo es mayor o igual, se detiene la exploración de vecindarios.

2.3 Otras heurísticas

Para el desarrollo de la metaheurística que se va a detallar mas se adelante se implementaron dos heurísticas que se utilizaron para la generación de soluciones iniciales y para la destrucción de soluciones en la búsqueda local. Estas son:

2.3.1 Random Greedy

A partir de un orden aleatorio de los vendedores, se llevan a cabo lospasos 2-5 de la estrategia golosa.

2.3.2 Random BinPacking

A partir de un orden aleatorio de los vendedores, se llevan a cabo los pasos 2-5 de la estrategia BinPacking.

2.3.3 Random Destroyer

Dada una solución factible, se destruye la solución de manera aleatoria. Primero, se genera un número aleatorio de veces que se realizará la "destrucción" que consiste en lo siguiente:

1. Se genera un nuevo número aleatorio que representa un cliente en el rango de clientes disponibles.
2. Se genera otro número aleatorio que representa un depósito en el rango de depósitos disponibles, incluyendo la opción de no asignar el cliente a ningún depósito (-1 representa esta opción).
3. Se obtiene el depósito previamente asignado al cliente.
4. Si el número generado para el depósito es -1, significa que el cliente no se asignará a ningún depósito en esta iteración y se continúa con la siguiente iteración del bucle. Desasignar un vendedor a un deposito se vuelve muy destructivo, por lo que implementamos la opción de activarlo pero no es el default.
5. Si el cliente no estaba previamente asignado al depósito generado:
6. Se verifica si el depósito tiene capacidad para atender la demanda del cliente.

- Si es así, se verifica si el cliente estaba asignado a otro depósito. En caso afirmativo, se desasigna el cliente de ese depósito.
- Luego, se asigna el cliente al depósito generado.

Finalmente se habrá obtenido una nueva solución factible, que se espera se encuentre en un nuevo vecindario.

2.4 Metaheurísticas

A modo de "escapar" de los mínimos locales a los que se llega con la búsqueda local, se implementaron dos metaheurísticas que se detallan a continuación:

2.4.1 Swap Tabú Search sobre soluciones Relocate + RandomGreedy y Random BinPacking

1. Se inicializan las variables, `iter_count` (número máximo de iteraciones), `max_tries` (número máximo de reinicios), `cutoff` (límite despues de `cutoff` soluciones peores), y `neighbourhood_count` (número de vecinos a explorar en cada iteración). Y un vector llamado `solutions` para almacenar los minimos locales encontrados durante el proceso.

Para cada iteración del algoritmo:

2. Se genera una solución inicial utilizando la heurística Random Greedy.
3. Con probabilidad de 0.5 sobre una distribución uniforme, se destruye la solución utilizando la heurística Random Destroyer.
4. Se lleva a cabo un Relocate exhaustivo a modo *Best Improvement* sobre la solución obtenida en el paso anterior.

Dada la cantidad de vecindarios a descender:

5. Se lleva a cabo una exploración del vecindario a partir del operador Swap. A diferencia de como lo resuelve el algoritmo de búsqueda local, si el costo de la menor solucion del vecindario esta dentro de un margen de error del costo de la solución actual, se repite el paso 6.
6. Luego de haber explorado el vecindario dicha cantidad de veces, se asigna la mejor solución encontrada a la solución actual.
7. Se asigna la solución actual a la lista de soluciones encontradas.
8. Si las últimas `cutoff` iteraciones no hubo mejora, se reinicia la solución actual, alternando entre reinicios entre una solución Random Greedy y una Random BinPacking.
9. Si se supera el número máximo de iteraciones, se detiene el algoritmo.

2.4.2 Randomized Variable Neighbourhood Descent (RVND)

1. Generar una solución inicial utilizando la heurística Random BinPacking.
2. Generar el vecindario con el operador Swap.
3. Setear la solución actual como la mejor solución del vecindario.
4. Generar el vecindario con el operador Relocate.
5. Setear la solución actual como la mejor solución del vecindario.
6. Mientras la solución actual sea mejor que la mejor solución encontrada, se repiten los pasos 2-5.
7. Cuando la solución actual no sea mejor que la mejor solución encontrada, se llegó a un mínimo local.
8. Si el minimo local es menor que el mejor mínimo local encontrado, se actualiza el mejor mínimo local.
9. Incrementar el contador de reinicios.

Si el contador de reinicios es menor que el máximo de reinicios:

- Cada cierta cantidad de reinicios:
- Si el reinicio es par, generar una nueva solucion inicial utilizando la heurística Random Greedy.
- Si el reinicio es impar, generar una nueva solucion inicial utilizando la heurística Random BinPacking.
- Si no se cumplió la cantidad de reinicios, destruir la solución actual utilizando la heurística Random Destroyer con la desasignación de vendedores a depósitos activada.
- Repetir los pasos 2-6.

Si el contador de reinicios es igual al máximo de reinicios, se detiene el algoritmo.

Finalmente, se obtiene la mejor solución encontrada.

3 Experimentación

3.1 Descripción de las Instancias

Para la experimentación se contó con 27 instancias de prueba divididas en 3 grupos “A”, “B” y “E” asi como una instancia real (1100 vendedores y 310 depósitos).

- Las instancias “A”, “B” y “E” estan compuestas de la siguiente manera:

Depositos a	Vendedores a	Depositos b	Vendedores b	Depositos e	Vendedores e
5.0	100.0	10.0	200.0	40	1600
20.0	100.0	20.0	200.0	15	900
10.0	100.0	5.0	200.0	60	900
5.0	200.0	10.0	100.0	80	1600
20.0	200.0	20.0	100.0	30	900
10.0	200.0	5.0	100.0	40	400
				20	1600
				20	400
				10	400
				5	100
				10	100
				20	100
				5	200
				10	200
				20	200

3.2 Metodología

Sobre cada instancia se corrieron los siguientes algoritmos:

- Heurística Greedy
- Heurística Bin Packing
- Swap sobre Greedy y Swap sobre Bin Packing
- Relocate sobre Greedy y Relocate sobre Bin Packing
- Metaheurística Swap Tabú Search (Iteraciones: 10, #Vecinos: 10, Cutoff: 30, Reinicios: 10)
- Metaheurística Randomized Variable Neighbourhood Descent (Exhaustiva y sin reinicios)

Ademas para comparar contra la metaheurística se corrieron las siguientes combinaciones de operadores de busqueda local “encadenados”:

- Swap + Relocate sobre Greedy
- Swap + Relocate sobre Bin Packing
- Relocate + Swap sobre Greedy
- Relocate + Swap sobre Bin Packing

Sobre cada ejecución de cada algoritmo se midió el tiempo de ejecución, el costo de la solución obtenida y la cantidad de vendedores sin asignar.

La ejecución se realizó sobre una computadora con las siguientes características:

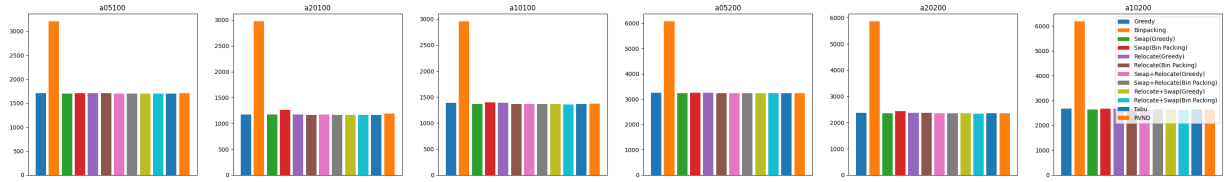
- Modelo: Macbook Pro 2020 13”
- Procesador: Apple Sillicon M1 (ARM)
- Memoria: 16GB
- Sistema Operativo: macOS 13.3.1 (a) (22E772610a)

3.3 Resultados sobre instancias “A”, “B” y “E”

3.3.1 Costos de las soluciones

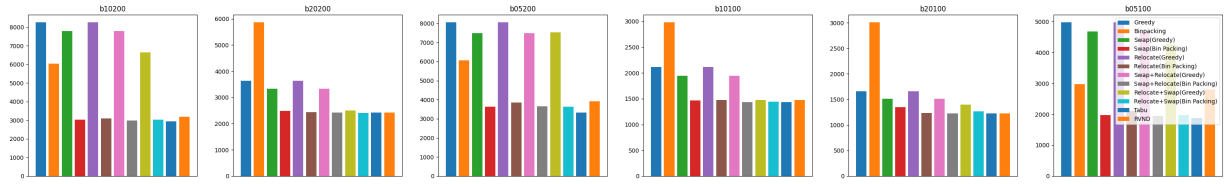
A diferencia del resto de las instancias, para la instancia A, la solución obtenida de forma Greedy para el orden del archivo parece ser la mejor o casi la mejor solución. En comparación con el algoritmo de Bin Packing los resultados son menores de la mitad, y al aplicarle una busqueda local la mejora es prácticamente mínima. Sin embargo al aplicarle una cadena de operadores de búsqueda local a la solución BinPacking (Relocate(Swap(BinPacking)) es cuando se logra obtener un minimo local mejor que el obtenido por la heurística Greedy. En la siguiente tabla se pueden ver los resultados obtenidos instancia A.

G	BP	S(G)	S(BP)	R(G)	R(BP)	S(R(G))	S(R(BP))	R(S(G))	R(S(BP))	Tabu	RVND
1709	3206	1700	1712	1709	1719	1700	1699	1700	1698	1700	1700
1170	2972	1168	1245	1170	1165	1168	1163	1167	1161	1167	1203
1390	2954	1367	1395	1390	1369	1367	1369	1365	1363	1365	1367

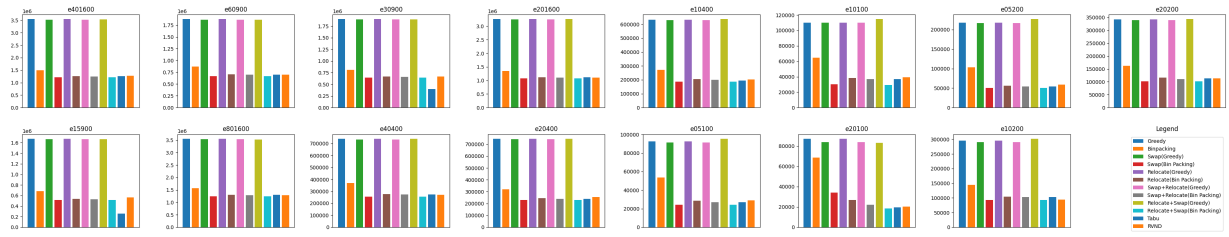


Costos sobre Instancia A

Para las instancias B y E los resultados son diferentes, aquellas soluciones que parten de la generada por la heuristica Bin Packing son las mejores en la mayoría de los casos, y en los casos en los que no lo son, al aplicar operadores de búsqueda local sobre la solución de Bin Packing se logran obtener mejores resultados que al aplicarlos sobre la solución de Greedy.



Costos sobre Instancia B

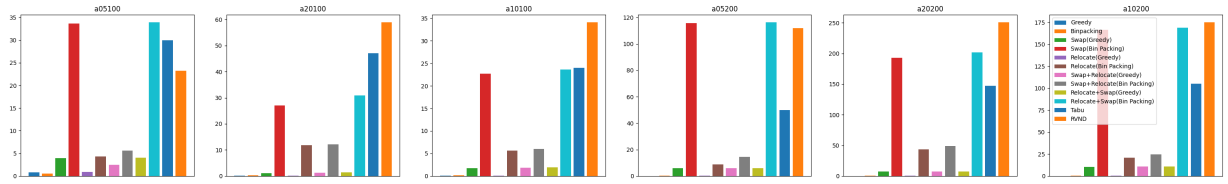


Costos sobre Instancia E

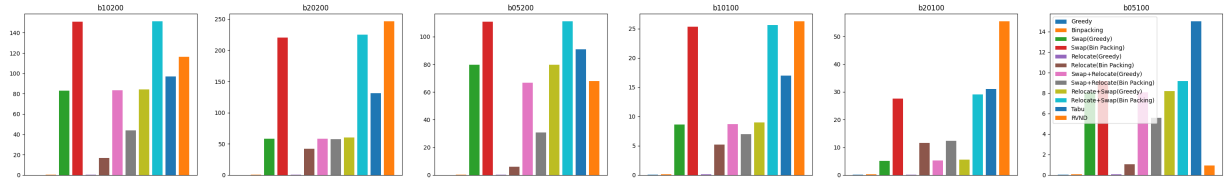
En cuanto a la Metaheurística Tabu, a lo largo de todas las instancias en la mayoría de los casos se logra obtener una solución mejor que la obtenida por los otros algoritmos. El único resultado similar y hasta a veces mejor se obtiene a partir de encadenar el operador Relocate sobre la solución ya minimizada por el operador Swap en una solución Bin Packing (Relocate(Swap(BinPacking)). Esto es sin embargo a cuestas de un tiempo de ejecución. Por el otro lado, la Metaheuristica RVND logra obtener soluciones aún mejores que la Metaheurística Tabu.

3.3.2 Tiempo de ejecución

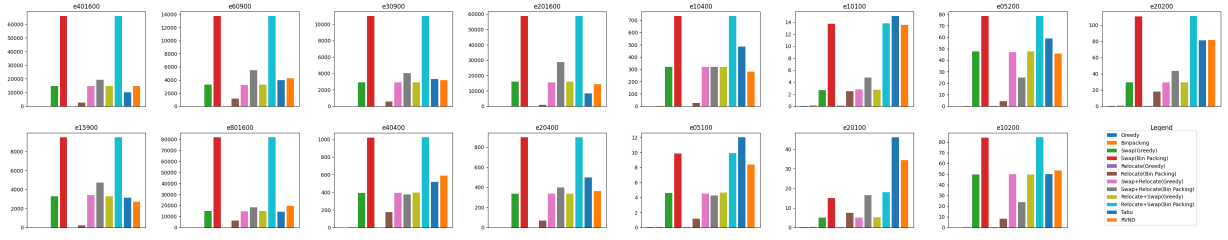
Como era de esperarse, los tiempos de ejecución de las heuristicas constructivas son ordenes de maginitud menores que los de los operadores de búsqueda local. En el caso de las metaheurística, el tiempo de ejecución es mayor que el de las heuristicas constructivas. En el caso de la Tabú es menor que el de los operadores de búsqueda local pero con la ventaja de obtener una solución mejor. Salvo por el Relocate(Swap(BinPacking), aquel cuyos resultados son similares a los de las metaheurística. Esto es en parte por los hyperparametros elegidos de forma arbitraria de la metaheurística y por la similitud. En la mayoría de las instancias el tiempo de ejecución de la metaheurística RVND es mayor o similar que el de la metaheurística Tabú.



Tiempo sobre Instancia A



Tiempo sobre Instancia B

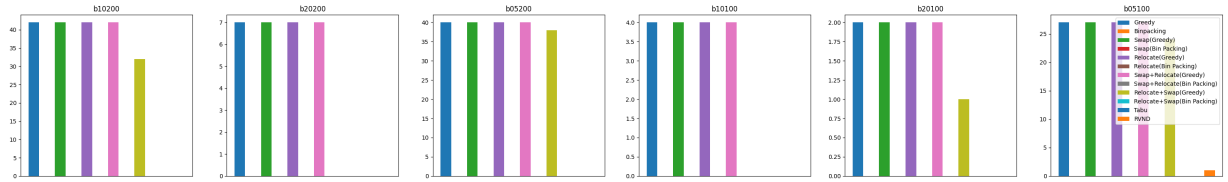


Tiempo sobre Instancia E

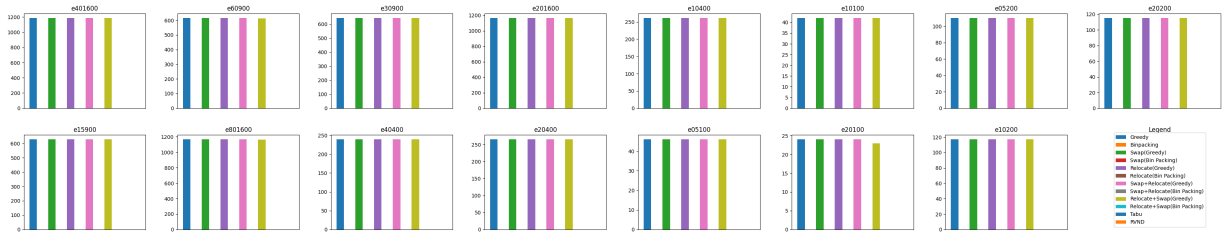
3.3.3 Vendedores sin asignar

Para las instancias “A”, tanto la solución Greedy como la de BinPacking logran asignar a todos los vendedores, por lo que no hay vendedores sin asignar. Consecuentemente, los operadores locales no lograrían mejorar la solución si desasignaran a un vendedor ya que por su naturaleza, nunca descubrirían un vecindario mejor cuya cantidad de vendedores sin asignar sea mayor que cero porque su costo sería peor.

Por el otro lado, en las instancias “B” y “E”, la solución BinPacking logra asignar a todos los vendedores, mientras que la solución Greedy no. Es facil de ver en las figuras “Libres sobre Instancia B” y “Libres sobre Instancia E” por su carácter de “peine”. No solo esto, si no que a traves de todas las instancias, la única mejora en este aspecto la presenta la cadena Relocate(Swap) sobre la solución Greedy, y no es garantía. La intuición detras de esto la hayamos al pensar que la solución Greedy “bloquea” los depositos de forma tal que cuesta lograr reducir la cantidad de depositos sin asignar.



Libres sobre Instancia B

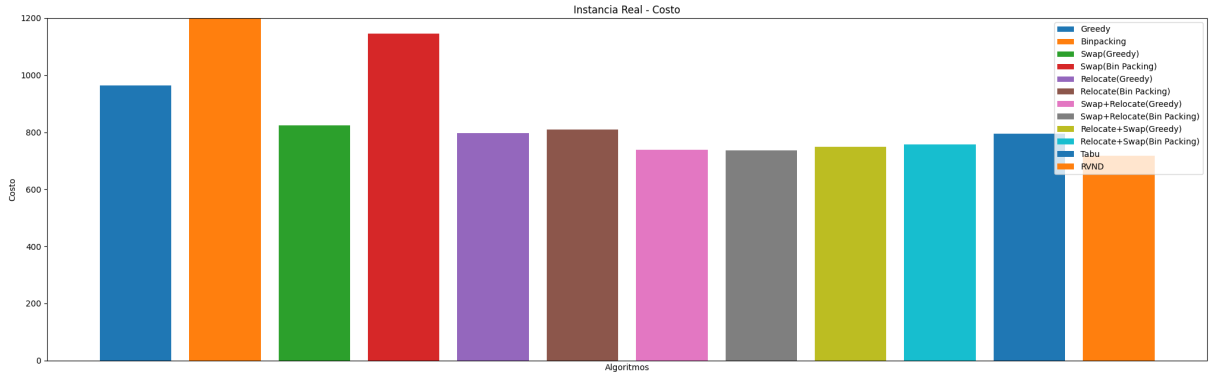


Libres sobre Instancia E

3.4 Resultados sobre Instancia Real

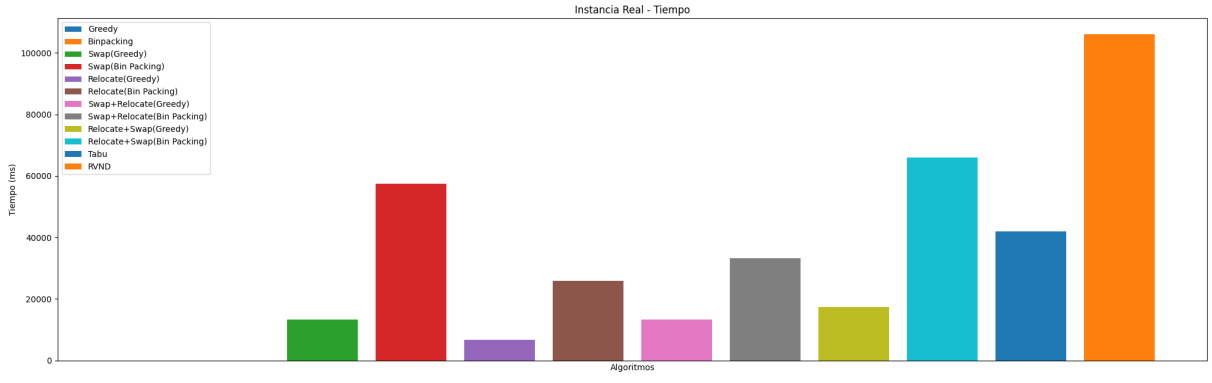
Finalmente, sobre la instancia real los resultados parecen ser bastante consistentes con los obtenidos sobre las instancias "A-B-E". La figura "Costo sobre Instancia Real" no permitía apreciar la comparación entré los costos de los algoritmos ya que la solución Bin Packing tiene un costo un orden de magnitud mayor al resto, por lo que se recorto la figura para poder apreciar mejor las diferencias. Los mejores resultados se obtienen por la encadenación de operadores de busqueda local y las metaheurística propuestas. En especial la RVND, que logra obtener la mejor solución entre todos los algoritmos. Los costos de las soluciones obtenidas son:

G	BP	S(G)	S(BP)	R(G)	R(BP)	S(R(G))	S(R(BP))	R(S(G))	R(S(BP))	TABU	RVND
964.9	10629	824.2	1146.8	794.1	797.8	742.1	729.8	747.9	764.7	768.3	**717.8**



Costo sobre Instancia Real

La figura "Tiempo sobre Instancia Real" muestra la comparación de tiempos de ejecución de los algoritmos. Las metaheurística propuestas aunque no es super veloz, logra obtener una solución en un tiempo de ejecución similar al de los operadores de búsqueda local. En particular, la Tabú se ejecuta en menor tiempo que la encadenación Relocate(Swap(BinPacking)). Siendo RVND la más lenta de todas con la mejor solución.



Tiempo sobre Instancia Real

Finalmente ninguno de los algoritmos deja vendedores sin asignar.

4 Conclusiones

En este trabajo se presentaron dos heuristicas constructivas, dos operadores de búsqueda local y dos metaheurísticas para el problema de asignación de vendedores a depositos. Se compararon los resultados de los algoritmos sobre tres instancias de prueba y una instancia real. Los resultados obtenidos fueron consistentes con la intuición detras de los algoritmos.

Las heuristicas constructivas logran obtener una solución en un tiempo de ejecución menor que los operadores de búsqueda local, pero con un costo mayor. La metaheurística Tabú logra obtener una solución mejor que los operadores de búsqueda local en un tiempo de ejecución menor que el de estos en varias instancias pero es superada por la metaheurística RVND en la instancia real.

Por último, los algoritmos basados en la heuristica constructiva BinPacking logran asignar a todos los vendedores en todas las instancias, mientras que los basados en la heuristica constructiva Greedy no.