

Tesis de Licenciatura en Ciencias de la Computación

**“Sistema de optimización para el ruteo dinámico de
vehículos con ventanas de tiempo”**

Eidelman, Adrián Pablo – L.U. 59/00

Valdez Lerena, Alejandro – L.U. 619/99

Directora: Dra. Irene Loiseau



**Departamento de Computación
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Universidad de Buenos Aires
Argentina**

Septiembre 2007

Resumen

El problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) consiste en la generación óptima de rutas de entrega a partir de un conjunto estático de pedidos, considerando que cada pedido tiene una locación y una banda horaria donde se debe realizar la entrega.

Este trabajo aborda el problema de VRPTW con un conjunto de pedidos dinámico, es decir que durante la búsqueda de una solución pueden ingresar nuevos pedidos, o extraerse conjuntos de pedidos del sistema y el método de optimización debe tener en cuenta estos cambios en el momento en que ocurren.

Este problema es de suma importancia en empresas de logística, o que incluyan entre sus servicios la entrega de productos a corto plazo y donde el conjunto de pedidos se modifique frecuentemente. La utilización de herramientas informáticas para la resolución de estos problemas representa una reducción importante en los costos asociados al tamaño de una flota, el combustible requerido y el tiempo utilizado para la entrega.

Para la resolución de problemas de este tipo se diseñó un algoritmo basado en Búsqueda Tabú, aplicado sobre una heurística de búsqueda local y se idearon distintas estrategias para mejorar la calidad de las soluciones. Además se desarrolló un módulo que permite realizar en forma batch el ingreso de pedidos y simular el avance del tiempo, así como una interfaz gráfica para ver el estado de la simulación.

Abstract

The vehicle routing problem with time windows (VRPTW) consists of the generation of optimal routes for delivery of a static set of orders, considering that every order has a location and a time window where and when it must be delivered.

This work takes on the VRPTW problem with a dynamic set of orders. This means that during the search for a solution, new orders may arrive or sets of orders can be removed from the system and the optimization method must take this into account.

The DVRPTW is of utmost importance for logistic enterprises or for those that include among their services the delivery of products in a short time window and where the set of orders changes frequently. The use of computer systems to solve this kind of problems represents an important reduction in the costs associated with the fleet of vehicles, the fuel required and the delivery delays.

To solve this kind of problems an algorithm based on Tabu Search applied over a local search heuristic was designed and different strategies were devised to improve the quality of the solutions. Besides, a module that allows the adding of orders in batch and simulates the advance of time was developed as it was also a graphic interface to see the state of the simulation.

Índice

Resumen.....	2
Abstract.....	3
Índice	4
Capítulo 1: Introducción	6
Introducción.....	6
Capítulo 2: VRP y VRPTW.....	8
Problemas de ruteo de vehículos	8
Elementos de la visión estática de nuestro problema (VRPTW)	9
Objetivos de la visión estática del problema analizado	10
La versión dinámica del problema (DVRPTW)	11
El problema a resolver.....	11
Capítulo 3: Búsqueda Tabú	14
Búsqueda Tabú	14
Métodos de búsqueda local.....	14
Metaheurísticas	16
Conceptos sobre Búsqueda Tabú	16
Capítulo 4: Algoritmo propuesto.....	22
Algoritmo propuesto	22
Heurísticas de mejora.....	24
Aplicación del algoritmo de Búsqueda Tabú	30
Elementos de la Búsqueda Tabú	31
Capítulo 5: Implementación	35
Consideraciones generales de la implementación	35
El módulo dispatcher.....	36
El módulo optimizador	43
El módulo de visualización	47
Lenguaje y metodología	50
Hardware y Sistema Operativo.....	50
Capítulo 6: Resultados obtenidos	51
Lotes de prueba	51
Instancias propuestas por Solomon	51
Instancias generadas en forma aleatoria.....	53

Capítulo 7: Conclusiones	60
Mejoras y trabajo futuro	62
Bibliografía	63

Capítulo 1: Introducción

Introducción

Este trabajo aborda la problemática del ruteo dinámico de vehículos con ventanas de tiempo. Este problema consiste en la generación óptima de recorridos para realizar la entrega de pedidos a domicilio, teniendo en cuenta que cada pedido debe ser entregado en una determinada franja horaria y que además el conjunto de pedidos puede variar a medida que transcurre el tiempo.

La variante estática de este problema, en la que el conjunto de pedidos a optimizar se conoce desde el principio, suele estar asociada a entregas programadas con anticipación. En esta situación el tiempo disponible para obtener una buena solución no presenta una limitación fuerte. En cambio, si el conjunto de pedidos varía frecuentemente, se presenta una situación en la que generalmente las entregas son programadas con poca anticipación y donde no puede haber demasiada demora entre el ingreso de un pedido y su ubicación en un recorrido.

Entre los factores a considerar en la generación de recorridos se encuentra la minimización del tamaño de la flota de vehículos, acortando la distancia recorrida y los tiempos de espera entre dos entregas de un mismo recorrido; así como también el máximo aprovechamiento de la capacidad de transporte de cada vehículo.

En muchas empresas este tipo de tareas es realizada por una persona que organiza la distribución de pedidos para cada recorrido. Sin embargo el tamaño del conjunto de pedidos y la frecuencia de entrada de nuevos pedidos pueden llevar a obtener recorridos en los que no se aproveche debidamente los recursos de la flota de entrega, lo cual hace necesaria una herramienta como la planteada en este trabajo.

El problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo pertenece a la clase NP-Hard. La variante abordada en este trabajo donde el conjunto de pedidos

varía a lo largo del tiempo es análoga a encontrar la solución exacta a cada conjunto de pedidos antes de que se agregue un nuevo pedido al conjunto, y por ende pertenece a la clase NP-Hard. Esto significa que no se conoce ningún algoritmo polinomial que pueda encontrar una solución exacta al problema.

Al ser este problema computacionalmente intratable en la práctica para instancias medianas o grandes, deja como alternativa la utilización de técnicas algorítmicas que puedan encontrar soluciones aproximadas en tiempo polinomial. Ejemplo de estas técnicas son Algoritmos Genéticos, Colonias de Hormigas, etc.

En este trabajo utilizamos como método para aproximar soluciones una heurística de búsqueda local, que permite encontrar soluciones razonablemente buenas (no necesariamente óptimas) en un tiempo acotado, junto con una adaptación de una metaheurística de búsqueda Tabú para evitar caer en óptimos locales y como mecanismo de exploración del espacio de soluciones.

Capítulo 2: VRP y VRPTW

Problemas de ruteo de vehículos

El planteo clásico del problema de ruteo de vehículos (VRP) consiste en la generación de un conjunto de rutas asignado a una flota de vehículos; estas rutas recorren una serie de clientes donde se debe realizar la entrega de algún producto. Generalmente el objetivo del problema es realizar la entrega en los clientes minimizando el tamaño de la flota de vehículos y/o la distancia recorrida por la misma. En su planteo clásico, los vehículos parten desde un depósito central y deben volver allí al terminar su entrega.

Este tipo de problema aparece naturalmente en la industria del transporte, distribución y logística, y su importancia radica en que el costo de transporte suele ser un porcentaje significativo en el valor asociado a un producto.

En aplicaciones de la vida real este problema aparece en distintas variantes con diversos tipos de restricciones, entre las más importantes se encuentran [TV02][VRPWEB]:

- Cada vehículo tiene una capacidad de almacenamiento finita (Capacitated VRP - CVRP)
- El proveedor utiliza varios depósitos para realizar la distribución (Multiple Depot VRP - MDVRP)
- Los clientes pueden enviar productos de vuelta al depósito. (VRP with Pick-Up and Delivery - VRPPD)
- Varios vehículos pueden satisfacer en forma conjunta un pedido de un cliente (Split Delivery VRP - SDVRP)
- Las entregas deben realizarse en ciertos días (Periodic VRP - PVRP)
- Cada cliente debe ser visitado dentro de una determinada ventana de tiempo. (VRP with time windows - VRPTW)

Elementos de la visión estática de nuestro problema (VRPTW)

Área de distribución

La distribución de productos se realiza dentro de un área determinada. Una forma conveniente de representar el área es por medio de una cuadrícula. Cada celda en la cuadrícula representa una zona dentro del área de distribución, a los efectos del problema que un vehículo llegue a una celda es lo mismo que si hubiera llegado al domicilio del cliente. Esta abstracción nos independiza de los detalles de un recorrido detallado a través de las calles de una ciudad y permite focalizarnos en el problema a resolver.

Pedidos

Cada pedido a entregar está asociado a un solo cliente, tiene un tamaño fijo y una banda horaria (también llamada ventana de tiempo) donde el cliente espera la entrega. El conjunto de pedidos es conocido al comenzar el problema y no varía hasta encontrar una solución al mismo.

Recorridos o rutas

Llamamos recorrido o ruta a una secuencia de pedidos de entrega, que parte y termina en el depósito central. Cada ruta es asignada a un vehículo y se asume que el vehículo tendrá éxito en la entrega de los productos. Para medir la distancia recorrida en cada ruta se utiliza como métrica la distancia euclidiana entre cada par de puntos que componen el recorrido.

Flota

Consideramos que la flota de distribución está formada por un conjunto homogéneo de vehículos, donde todos tienen la misma capacidad (finita) de almacenamiento y pueden tener asignada una sola ruta.

Factibilidad de las rutas

Diremos que una ruta es factible cuando se puede realizar el recorrido completo cumpliendo las ventanas de tiempo de todos los pedidos y sin exceder la capacidad del vehículo.

Solución

Teniendo en cuenta las consideraciones anteriores llamaremos solución a un conjunto de rutas factibles en las que estén incluidos todos los pedidos que forman parte del problema. La hora en la que cada vehículo debe partir del depósito también forma parte de la solución y puede ser fácilmente calculada a partir del conjunto de rutas.

Objetivos de la visión estática del problema analizado

El objetivo del problema de ruteo de vehículos estático con capacidad limitada y ventanas de tiempo consiste en encontrar un conjunto de rutas que optimice algunos o todos los siguientes aspectos de la solución:

- Minimice la cantidad de viajes necesarios para realizar las entregas.
- Minimice el tiempo de espera entre entregas consecutivas de una ruta.
- Minimice la distancia recorrida.
- Minimice el tiempo de entrega a cada cliente.
- Maximice la capacidad utilizada en cada vehículo para una ruta dada.

La optimización de estas variables implica una reducción significativa en los costos asociados al transporte de productos. La minimización de la cantidad de viajes permite reducir el tamaño de la flota lo cual es importante si se tiene en cuenta el costo asociado a un vehículo y su mantenimiento. Optimizar el tiempo de espera entre entregas permite realizar mayor cantidad de entregas en un mismo lapso de tiempo y reduce el costo de entrega por producto. La disminución de la distancia recorrida permite un ahorro en los costos de combustible y desgaste de los vehículos, además la distancia recorrida está asociada al tiempo que demora la entrega por lo que minimizar esta variable también implica una mayor cantidad de productos entregados por unidad de tiempo. Minimizar el tiempo de entrega a los clientes no trae un beneficio inmediato en los costos, pero mejora la calidad del servicio que se está brindando. Por último maximizar la utilización de cada vehículo ayuda a disminuir la cantidad de vehículos

necesarios para realizar el reparto y disminuye el costo de entrega por cada producto.

La versión dinámica del problema (DVRPTW)

En la versión dinámica del problema, el conjunto de pedidos a distribuir varía a medida que transcurre el tiempo. El mismo aumenta cada vez que se agrega un pedido nuevo y disminuye cada vez que parte un vehículo a realizar un recorrido eliminándose los pedidos que participan en esa ruta.

Las variables a optimizar son las mismas que en la versión estática, siendo necesario obtener una solución óptima luego de cada variación del conjunto de pedidos. Esta característica aumenta de manera notoria la dificultad del problema respecto a la versión estática debido a que la constante variación en el conjunto de pedidos produce que una asignación óptima de rutas deje de serlo luego de una modificación en el mismo.

Por otro lado, en muchos tipos de industrias se dispone de un tiempo relativamente corto entre el ingreso de un pedido que debe ser entregado y la hora más tardía a la que dicho producto puede ser recibido. Esto plantea un desafío importante sobre el aprovechamiento del tiempo de cómputo para obtener una solución factible y razonablemente buena en lapsos de tiempo potencialmente muy cortos.

El problema a resolver

A continuación detallaremos las características particulares del problema de ruteo dinámico de vehículos que nosotros decidimos resolver en base a las necesidades reales de un negocio de delivery.

Se supone que la cantidad de vehículos es ilimitada, esto permite asegurar que siempre es posible encontrar una solución para cualquier conjunto válido de pedidos porque trivialmente se puede asignar un pedido a cada vehículo. De esta forma se garantiza que puedan ingresar pedidos con muy poca anticipación al momento más tardío en que deben partir del depósito para cumplir con su

ventana de tiempo. Por otro lado no presenta una desviación importante de la realidad, ya que la empresa de logística puede alquilar temporalmente vehículos adicionales a algún proveedor de servicios (en el caso particular que analizamos, por tratarse de un delivery de pedidos mediante motos, contamos con empresas que proveen rápidamente nuevos vehículos en caso de ser necesarios).

Se agrega la restricción de que un producto no puede estar en tránsito más de un determinado tiempo. Algunos productos se deterioran a partir de la salida del depósito, por ejemplo productos alimenticios para consumo inmediato, luego es necesario tener en cuenta esta restricción para lograr entregar el producto en su calidad óptima.

El tamaño de los pedidos puede ser variable pero deben caber en un solo vehículo. Además una vez que se realiza el pedido de entrega no es posible cancelarlo ni modificar su ventana de tiempo.

Se supone que todos los vehículos se desplazan a la misma velocidad, esta simplificación es necesaria si se tienen en cuenta los distintos factores que afectan el tiempo empleado en efectuar el recorrido como ser las características del tránsito según la zona, las condiciones climáticas, posibles desperfectos mecánicos y otras eventualidades que afectan la velocidad promedio de los vehículos. En una aplicación real se debería encontrar un estimador de la velocidad que lleva el promedio de los vehículos de la flota en base a datos estadísticos.

Asumimos que la ventana de tiempo de cada pedido permite ser cumplida al momento que ingresa el mismo al sistema, esto implica que el tiempo de viaje de un vehículo que parta desde el centro de distribución directamente al cliente no puede ser mayor al tiempo que resta para el fin de la ventana de entrega del pedido. De este modo se garantiza que sea posible encontrar una solución factible para cualquier conjunto de pedidos que exista en el sistema.

Los objetivos planteados para la optimización son los mismos que los que fueron planteados para la versión estática del problema.

Antecedentes del problema

A diferencia de lo que uno podría suponer en primera instancia, el DVRPTW no es un problema que haya sido tratado tan extensamente en la bibliografía como las versiones estáticas. Sin embargo, pudimos encontrar algunos papers que trataban el tema aunque con algunas variantes respecto del planteado por nosotros. Por ejemplo, [BH04] plantea un escenario donde parte de los pedidos son conocidos y fijos de antemano y a medida que se van satisfaciendo van entrando nuevos pedidos. Utiliza para la resolución del problema el planteamiento de varias soluciones candidatas y una función de consenso para determinar cual es la solución principal. [TV03] presenta la idea de búsqueda Tabú granular (la búsqueda Tabú es definida en el siguiente capítulo). Esta consiste en restringir el vecindario a analizar lo más posible pero manteniendo dentro del mismo aquellos vecinos que parecen proveer buenas soluciones. En base a esta idea de restricción fue que desarrollamos uno de nuestros aportes al análisis del problema y que consiste en restringir el análisis de posibles soluciones en base al radio de acción (el cual se define en el capítulo 4). A pesar de haber encontrado estos y algunos papers más sobre el tema, no nos fue posible conseguir instancias y sus resultados para poder usarlos como punto de comparación con la solución implementada.

Capítulo 3: Búsqueda Tabú

Búsqueda Tabú

Una forma frecuente de abordar los problemas que son NP-Hard [GJ79] es la utilización de técnicas heurísticas (por ej. de búsqueda local), que en general no obtienen soluciones óptimas, pero sí lo suficientemente buenas utilizando un escaso tiempo de cómputo. En la mayoría de los casos la cantidad de operaciones de los algoritmos hasta ahora conocidos que encuentran una solución exacta a problemas de este tipo son exponenciales respecto al tamaño de la entrada, haciendo prohibitiva su utilización para conjuntos de datos de tamaño considerable.

A continuación se realiza una breve exposición de los conceptos básicos relacionados a las técnicas de búsqueda local y a las metaheurísticas.

Métodos de búsqueda local

En general, los problemas de optimización combinatoria pueden verse como el de encontrar una solución dentro del espacio de soluciones factibles, que minimice o maximice una función cuyo dominio son los aspectos a optimizar del problema y su imagen un número real. Se llama *función objetivo* a la función cuyo mínimo o máximo se está buscando. Luego, una solución óptima al problema será aquella cuyo valor de función objetivo sea mínimo o máximo.

Dada una solución S del problema a optimizar, se llama *solución vecina* a aquella que resulta de la aplicación de algún cambio pequeño en S . Esto permite definir una *vecindad o conjunto de vecinos* que son las soluciones resultantes de aplicar algún cambio pequeño (también llamado *movimiento*) en la solución S .

Las heurísticas de búsqueda local tienen por objetivo minimizar el valor de la función objetivo a partir de una solución inicial S , explorando los valores de esa función para las soluciones pertenecientes a la vecindad de S y preservando como nueva mejor solución aquella que obtuvo el menor valor de la función objetivo. Una aplicación sucesiva de esta técnica lleva eventualmente a encontrar

una solución que minimice la función objetivo dentro de su vecindario, situación que suele utilizarse como criterio de parada para la búsqueda local.

A las soluciones obtenidas de este modo se las suele llamar *mínimos locales*, en el sentido de que minimizan la función objetivo en la vecindad que definen, pero no hay garantía de que esa solución sea también un *mínimo global* para la función objetivo. Esta es la principal debilidad de este tipo de algoritmos puesto que el mínimo local encontrado podría estar muy alejado del mínimo global.

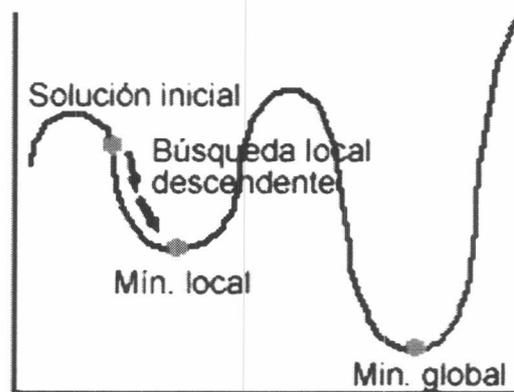


Fig. 01. Detalle de funcionamiento de búsqueda local en relación a mínimos locales y globales

Para evitar estancarse en un mínimo local, es necesario permitir la aplicación de *movimientos de no mejora* que, empeorando la calidad de la solución, la alejen del mínimo local encontrado y permitan encontrar otro nuevo y mejor mínimo local. Al permitir la utilización de movimientos de no mejora es posible la aparición de ciclos en las soluciones que se evalúan, situación que será analizada en apartados posteriores.

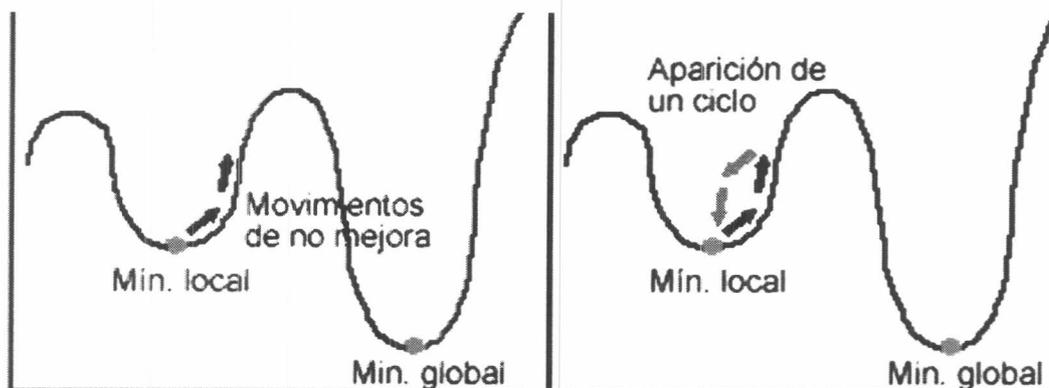


Fig. 02. Movimientos de no mejora para salir de mínimos locales y Fig.03. posible aparición de ciclos

Metaheurísticas

Las metaheurísticas son técnicas para la búsqueda de soluciones en dominios en los que esta tarea es compleja. En general utilizan los resultados de una heurística, por ejemplo de una búsqueda local, para llevar a cabo su tarea.

Existe una gran variedad de técnicas metaheurísticas, distintas aproximaciones utilizan distintos métodos como principios de funcionamiento, entre ellas se pueden citar GRASP, Simulated Annealing, Ant Colony, Tabú Search, Algoritmos Genéticos, etc.

Entre las técnicas utilizadas por las metaheurísticas se encuentran la utilización de algún componente aleatorio en la exploración del espacio de soluciones, el almacenamiento de un conjunto de soluciones candidatas que por alguna característica parecen promisorias y deben ser posteriormente analizadas, la aplicación del concepto de intensificación (explorar con más detalle cierto conjunto de soluciones) y diversificación (explorar soluciones distantes para alejarse de mínimos locales) y la utilización de técnicas probabilísticas.

Conceptos sobre Búsqueda Tabú

Introducción

La Búsqueda Tabú [G89, GL93] es una metaheurística utilizada frecuentemente en problemas de optimización combinatoria. Se basa en un procedimiento iterativo de exploración guiada en el espacio de soluciones del problema a tratar. La forma actual en que se utiliza el método fue presentada en 1986 por Glover [G86]. Por el momento no se conoce una demostración formal sobre su buen comportamiento. Sin embargo se lo utiliza exitosamente en numerosas aplicaciones teóricas como coloreo de grafos, viajante de comercio, clique máximo y otras. La técnica ha sido ampliamente aceptada debido a la aplicación exitosa en problemas prácticos como diseño de circuitos de alta integración (VLSI), scheduling de tareas, diseño de redes tolerante a fallos, entre muchos otros.

El algoritmo basa su funcionamiento en los conceptos de *exploración inteligente* y *memoria adaptativa*. Ambas ideas sugieren la noción de aprendizaje, en el sentido de que se utilizan los datos recolectados al realizar la tarea (memoria) para influir en la toma de decisiones (exploración inteligente) que se espera lleven a buenos resultados. La utilización de una memoria como parte del algoritmo lo diferencia de otras técnicas como los algoritmos genéticos que no hacen uso de esta; por otro lado la característica de adaptativo lo distingue de métodos como Branch & Bound donde se posee una memoria rígida. La *exploración inteligente*, se basa en la suposición de que existe más información en la toma de una mala decisión estratégica (ya que esa decisión sirve como referencia para futuras decisiones), que en una buena decisión tomada al azar que no provee información para decisiones futuras.

En esencia el algoritmo de Búsqueda Tabú explora el espacio de soluciones realizando la aplicación sucesiva de *movimientos* a partir de una solución inicial. Como se explicó anteriormente al hablar de la búsqueda local un movimiento es alguna variación pequeña en la estructura de una solución que produce una nueva solución distinta. Se llama *vecindad* o *conjunto de vecinos* a las soluciones que pueden obtenerse aplicando un determinado tipo de cambio a una solución dada. En general el algoritmo se *mueve* hacia la mejor solución que pueda hallar en la vecindad de la solución actual que esté considerando. Sin embargo, a veces puede realizar movimientos en los que la solución obtenida es peor en busca del mínimo global. Esta sucesión de movimientos podría producir la aparición de ciclos en las soluciones a analizar (visitar alternadamente las mismas soluciones), para evitar esta situación el algoritmo mantiene un conjunto de movimientos prohibidos (*lista tabú*) que no deben realizarse por una determinada cantidad de iteraciones (*tabú tenure*).

La lista tabú puede contener distintos tipos de información según el problema que se esté analizando y el efecto que se quiera lograr en la exploración del espacio de soluciones. Se llama *memoria explícita* a aquella en la que se almacena el contenido de una solución entera; por otro lado se llama *memoria atributiva* cuando se almacenan algunas características de las soluciones visitadas.

En la Búsqueda Tabú también puede hacerse una distinción entre la utilización de una memoria a corto o largo plazo. Un ejemplo de memoria a corto plazo es almacenar los movimientos reversos a los realizados recientemente a fin de evitar volver a visitar una solución ya analizada. Por otro lado la memoria a largo plazo suele estar relacionada con la frecuencia de ocurrencia de determinados atributos en las soluciones visitadas y se la puede utilizar para privilegiar o prohibir movimientos que lleven a soluciones con atributos que fueron vistos frecuentemente en iteraciones pasadas.

Para evitar el estancamiento en soluciones localmente óptimas, el algoritmo permite la realización de movimientos que empeoren la calidad de la solución a fin de lograr encontrar un *camino* por el espacio de soluciones que permita llegar a una solución de mejor calidad. También se utiliza el llamado *criterio de aspiración* que permite realizar movimientos (prohibidos) que se encuentren en la lista tabú cuando estos permitan alcanzar soluciones de mejor calidad que las vistas hasta el momento.

El criterio de parada para este tipo de algoritmo suele estar dado por la realización de una determinada cantidad de iteraciones en las que no se encuentre una mejora de la solución. Otros criterios pueden ser la utilización de una cota de tiempo o un valor de umbral en el que se considere que la solución obtenida es suficientemente buena para la aplicación en cuestión.

Algoritmo de Búsqueda Tabú

- 1) Dada una solución inicial i ; $i^*=i$; $k=0$.
- 2) $k=k+1$; Generar el conjunto de vecinos V^* de $V(i,k)$, tal que cumpla las condiciones impuestas por la lista tabú o cumpla el criterio de aspiración.
- 3) Elegir el mejor j e V^* con respecto a $f(j)$ y hacer $i=j$.
- 4) Si $f(j) < f(i^*)$, hacer $i^*=j$.
- 5) Actualizar la lista tabú.
- 6) Si no se cumple el criterio de parada ir a 2)

El algoritmo de la búsqueda Tabú (ver recuadro superior) parte de una solución inicial i , que pudo haber sido obtenida por algún procedimiento aleatorio, *greedy* u otro, desde donde se comienza a recorrer el espacio de soluciones. La función $V(\text{Solución } i, \text{Número de iteración } k)$ genera el conjunto de soluciones vecinas a S descartando aquellas que no se puedan utilizar por restricciones en la lista tabú, pero incluyendo aquellas que debido al criterio de aspiración puedan ignorar la prohibición de la misma. Entre todas las soluciones de la vecindad de S se selecciona aquella que minimice el valor de la función objetivo $f(\text{Solución } i)$, en caso de que la mejor solución de la vecindad (j) supere en calidad a la mejor obtenida hasta ese momento (i^*), se toma a j como la nueva mejor solución.

Luego se realiza la actualización de la lista tabú que, como esquema básico y a fines de evitar ciclos en las soluciones que se analizan, puede consistir en almacenar el movimiento inverso al realizado al pasar de la solución i^* a la solución j . Dentro de la actualización a la lista tabú también se incluye la eliminación de movimientos viejos de acuerdo al *tenure* que se haya definido para la lista, así como la actualización de la memoria de largo plazo (si la hubiera) donde podría llevarse una cuenta de la cantidad de veces que se visitaron distintas soluciones.

Por último se verifica el criterio de parada y en caso de no cumplirse se repite nuevamente el procedimiento.

Cabe destacar que la elección de la función $V()$ debe realizarse con sumo cuidado. Una mala elección podría ser tomar un vecindario que tuviera un tamaño exponencial respecto de los datos de entrada, en esa situación el algoritmo tendría una convergencia mucho más lenta. Por otro lado, en circunstancias en las que la vecindad sea más grande que lo deseado puede tomarse un subconjunto en forma aleatoria, reduciendo arbitrariamente la cantidad de soluciones vecinas a analizar.

Estrategias de búsqueda

Existen diversas técnicas que permiten modificar el comportamiento del algoritmo al momento de explorar el espacio de soluciones, permitiendo concentrarse en

determinadas zonas (intensificación), explorar soluciones distantes (diversificación) y almacenar soluciones candidatas que resultaron interesantes por alguna característica distintiva (soluciones elite).

Intensificación

La intensificación se refiere a explorar en mayor detalle una determinada zona del espacio de soluciones, con la expectativa de encontrar en ese conjunto una solución mejor a las conocidas. La intensificación puede estar motivada por alguna característica sobresaliente de una solución o conjunto de soluciones, sea en su calidad o basada en algún conjunto de atributos que estén asociados a buenas soluciones.

Existen diversas maneras de implementar esta técnica, la más simple consiste en disminuir el tamaño de la lista tabú, de modo que se permitan más movimientos de retroceso que, a riesgo de generar la ocurrencia de ciclos, permitan una exploración más detallada de una determinada zona. Otra alternativa consiste en modificar el criterio de selección de movimientos a fin de privilegiar aquellos que estén asociados a atributos que aparecen frecuentemente en soluciones buenas.

Diversificación

Conceptualmente contraria a la estrategia de intensificación, la diversificación pretende analizar regiones lejanas a la actual en el espacio de búsqueda, con la intención de escapar a óptimos locales y evitar que queden zonas sin visitar en el espacio de soluciones.

Una forma simple de implementar este comportamiento consiste en aumentar el tamaño de la lista tabú, con el fin de que al aumentar la cantidad de soluciones prohibidas en la zona que se está explorando se fuerce al algoritmo a orientar la búsqueda en nuevas zonas que se alejen de la actual.

También puede realizarse una diversificación modificando las reglas de selección de movimientos, a fin de que se privilegie la utilización de atributos que no fueron empleados frecuentemente en las soluciones analizadas hasta el momento.

Otra manera trivial de realizar una diversificación es detener el algoritmo y comenzar una nueva búsqueda a partir de una nueva solución inicial. Esta nueva solución podría generarse utilizando una combinación de los atributos comunes que generalmente forman parte de las soluciones buenas junto a un componente aleatorio, o bien en forma completamente aleatoria. El empleo frecuente de diversificaciones a partir de soluciones aleatorias proporciona una buena posibilidad de cubrir una región extensa del espacio de soluciones.

Tamaño dinámico en la lista tabú

La variación dinámica del tamaño de la lista tabú, permitiendo el almacenamiento de una cantidad mayor o menor de movimientos prohibidos, permite combinar en forma conveniente las dos estrategias que acaban de exponerse.

Un aumento en el tamaño de la lista tabú puede verse como una diversificación, mientras que una disminución puede considerarse como una intensificación. La variación en el tamaño de la lista podría estar motivada en base a la frecuencia de aparición de determinados atributos en las soluciones que se visitaron recientemente, o bien en un componente aleatorio. La combinación de intensificación y diversificación permite una exploración amplia y detallada del espacio de soluciones que permite aumentar las posibilidades de encontrar mejores óptimos locales.

Soluciones Elite

Se llaman soluciones elite a aquellas soluciones buenas que fueron exploradas durante el proceso de búsqueda y que por algún motivo se destacan del resto, ya sea por alguna característica en sus atributos o por tener valores de la función objetivo cercanos al mejor valor conocido. En general estas soluciones se las almacena en una lista para ser exploradas mediante un proceso de intensificación en momentos posteriores de la búsqueda.

Capítulo 4: Algoritmo propuesto

Algoritmo propuesto

Solución inicial

En el capítulo anterior se mencionó que la Búsqueda Tabú se realizaba a partir de una solución inicial. Dependiendo de la naturaleza del problema a tratar esa solución inicial puede tener distinto nivel de influencia en la calidad de la solución obtenida a través del algoritmo de Búsqueda Tabú.

En la variante dinámica del problema de ruteo el conjunto inicial de pedidos a entregar es vacío y crece con el transcurso del tiempo a medida que se agregan nuevos pedidos a distribuir. Luego, la primera solución considerada por la Búsqueda Tabú es trivialmente la solución vacía.

Heurística de inserción

Al momento de ingresar un nuevo pedido al sistema se plantea la dificultad de cómo incorporar ese pedido al conjunto de rutas existentes, tratando en lo posible de no deteriorar la calidad de la solución y teniendo en cuenta una serie de criterios deseables respecto a la inserción de un nuevo elemento dentro de una solución. A continuación presentamos las características que consideramos deseables sobre el proceso de inserción:

- 1) Que sea rápido. Es importante que el nuevo pedido forme parte de la solución tan pronto como sea posible. Esto se debe a que un retardo en su incorporación podría implicar que no se pudiera cumplir con su ventana de tiempo si esta estuviera pronta a vencer. Además permite que el sistema admita el ingreso de una gran cantidad de pedidos en un corto lapso de tiempo.
- 2) Que preferentemente la solución resultante de la inserción sea factible. Al tratarse de un sistema on-line, en el cual los pedidos pueden ingresar en cualquier momento, es preferible mantener en forma permanente la factibilidad de la solución. De este modo se evita la necesidad de realizar

cambios para hacer factible la nueva solución, y permite aprovechar ese tiempo para que la metaheurística explore el nuevo espacio de soluciones donde participa el nuevo pedido.

- 3) Que minimice el costo de la solución. Está claro que si el objetivo final del sistema es encontrar la solución de menor costo, es deseable que al agregar un nuevo pedido se obtenga una nueva solución que incluya el nuevo pedido y que tenga el menor costo posible.

Teniendo en cuenta las distintas características planteadas, consideramos los siguientes criterios para la inserción de un nuevo pedido:

- Hacer una búsqueda exhaustiva para encontrar la mejor posición en donde insertar el pedido dentro de las rutas existentes.
- Insertarlo en forma golosa (recorriendo cada posición de cada ruta) dentro de los recorridos ya existentes, y en caso de no poder agregarlo en ningún recorrido ponerlo en una ruta nueva.
- Poner el pedido en una ruta nueva.

La primera alternativa parece más adecuada dado que el principal objetivo del sistema es minimizar el costo de la solución y la búsqueda de la mejor posición para insertar un pedido tiene orden lineal respecto a la cantidad de pedidos en el sistema.

La segunda alternativa no presenta una mejora respecto de la primera pero es superior a la tercera en el sentido de que intuitivamente se prefiere una solución que utilice una menor cantidad de rutas.

Por último, agregar el pedido en una ruta nueva tiene como ventaja que la inserción es $O(1)$ sin importar el tamaño de la solución actual ni la cantidad de rutas o pedidos que tenga. Por otra parte permite que el algoritmo Tabú explore las distintas formas de incorporar el nuevo pedido al resto de la solución, de modo de permitirle aprender de esa información.

Inicialmente se optó por la primera alternativa, pero la experiencia empírica nos llevó a obtener mejores resultados adoptando la tercera. Esto se debe a la característica on-line del problema tratado, en el sentido de que hay pedidos que ingresan con muy poco tiempo de anticipación a su vencimiento siendo mas útil en esos casos permitir que el tiempo de cómputo se utilice en el mejoramiento de la solución más que en una inserción inicial de mejor calidad. Si el poco tiempo disponible se invierte en encontrar la mejor posición de inserción del último pedido, se pierde la oportunidad de analizar con mayor profundidad las rutas próximas a vencerse.

Heurísticas de mejora

A continuación presentamos las distintas estrategias que utilizamos para a partir de una solución lograr encontrar otra nueva con un costo menor. Esto dará pie para presentar posteriormente la estructura del vecindario para el algoritmo de Búsqueda Tabú.

Radio de acción

Una de las ideas introducidas por nosotros en el análisis del problema y que no vimos en ningún otro material al que tuvimos acceso es el concepto de Radio de Acción. El radio de acción de una ruta es la máxima amplitud angular que puede tener la misma tomando como origen de coordenadas al centro de distribución. Los siguientes gráficos ilustran este concepto:

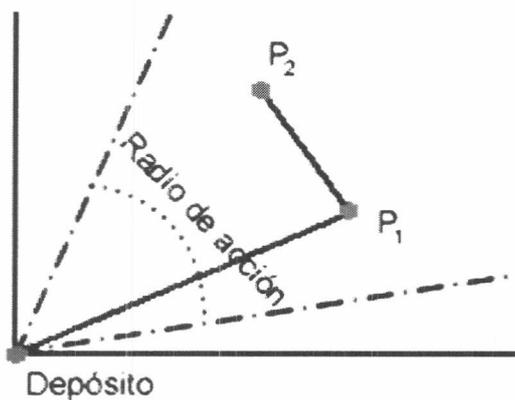


Fig. 04. Radio de acción para una ruta simple de 2 pedidos.

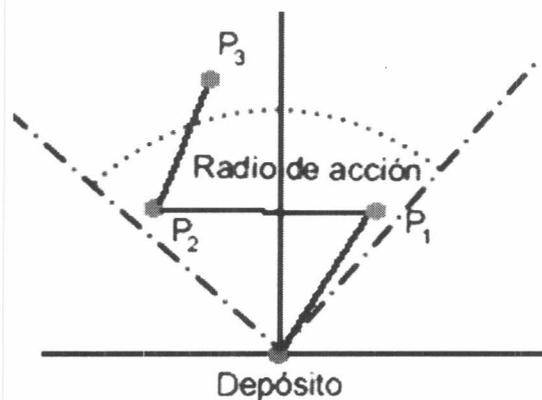


Fig. 05. Radio de acción con 3 pedidos donde se ve que el mismo se mantiene centrado respecto de los pedidos más alejados angularmente.

Un valor demasiado grande del radio de acción tenderá a producir rutas con recorridos extensos en distancia que en general atentan contra la calidad de la solución. Por otro lado, un valor demasiado chico tenderá a producir rutas con pedidos más cercanos entre si, pero a la vez producirá un mayor número de rutas lo cual también atenta contra la calidad de la solución.

El Radio de acción, permite restringir el análisis de la búsqueda Tabú a un número mucho menor de movimientos (esto se ve más adelante en análisis del vecindario) ya que solo se analiza un posible movimiento si las rutas de origen y destino poseen una intersección en su radio de acción.

La selección de este valor es global para todas las rutas y se pretende que se adopten valores basados en la experiencia.

El método para calcular el radio de acción de una ruta es bastante sencillo. Se toman los dos pedidos cuyo ángulo respecto del depósito posee mayor diferencia. Luego al ángulo del radio de acción (que está fijo por ser un parámetro de la simulación) se le resta la diferencia entre los ángulos de los dos pedidos y se le suma a cada uno esa diferencia dividida por dos. De esta manera el radio de acción siempre queda centrado respecto de los dos pedidos con mayor diferencia angular.

Intercambios Or-Opt

Los intercambios Or-Opt [O76] son un mecanismo de mejora ampliamente utilizado en distintas variantes del problema de ruteo de vehículos, variantes de TSP, y otros problemas similares. El mecanismo se aplica a un determinado par de rutas, una de ellas será la ruta origen, y la otra la ruta destino, el intercambio consiste en mover una secuencia de entre 1 y 3 vértices consecutivos desde la ruta de origen a algún lugar de la ruta de destino. A continuación se presentan unos gráficos para clarificar el concepto:

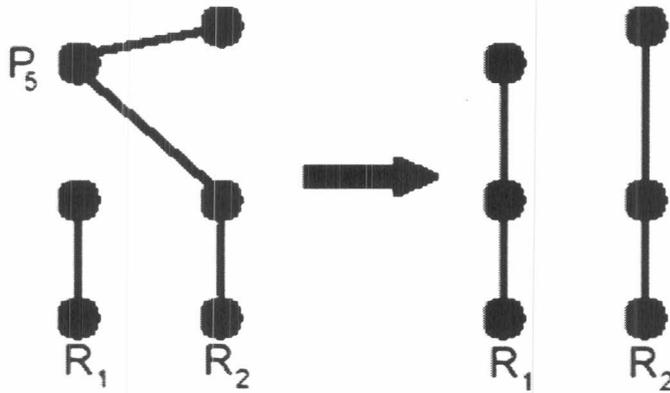


Fig. 06. Intercambio Or-Opt del pedido 5 de la ruta 2 al final de la ruta 1

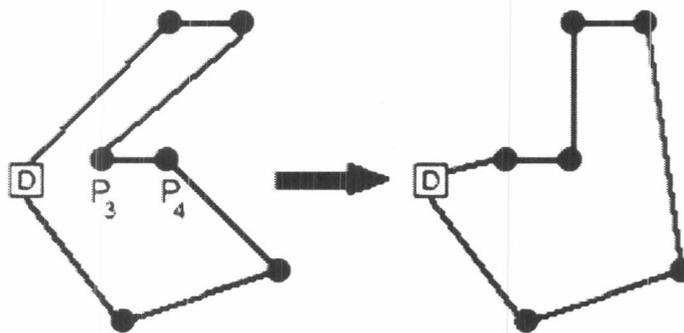


Fig. 07. Intercambio Or-Opt de los pedidos 3 y 4 hacia el inicio de la ruta

La metaheurística utiliza esta herramienta como heurística de mejora. Una vez seleccionadas las rutas de origen y destino, el algoritmo selecciona de la ruta de origen todas las subsecuencias de 1, 2 y 3 vértices consecutivos e intenta insertarlos en todas las posibles posiciones de la ruta de destino. Este procedimiento tiene $O(n^2)$ con n la cantidad de pedidos de la ruta más larga.

En caso de existir, se obtiene como resultado de este proceso un movimiento de pedidos de una ruta a otra, manteniendo la factibilidad de la solución.

Selección de rutas a optimizar

Una vez seleccionado el mecanismo de intercambio de pedidos entre rutas, el siguiente paso consiste en encontrar una manera de elegir las rutas que intervendrán en los intercambios con la intención de que un determinado criterio de selección permita obtener un menor número de rutas, con mayor cantidad de

pedidos por rutas y una solución de costo menor. Consideramos los siguientes criterios de selección para las rutas de origen y destino:

- 1) Tomar como origen las rutas con menor cantidad de pedidos, y como destino las rutas con mayor cantidad de pedidos.
- 2) Tomar como origen y como destino las rutas con mayor cantidad de pedidos.
- 3) Tomar como origen y como destino las rutas con menor cantidad de pedidos.
- 4) Tomar las rutas de origen y destino en forma aleatoria.
- 5) Tomar las rutas que tienen hora de vencimiento más próxima a la hora actual.

El primer criterio pretende que al mover pedidos de rutas con pocos pedidos hacia rutas con muchos pedidos, eventualmente las rutas con pocos pedidos queden vacías y desaparezcan del sistema. Este mecanismo asegura que los pedidos recién ingresados (que se agregan en una ruta aparte) se incorporen al conjunto de rutas largas, lo cual minimiza la importancia de que el mecanismo de inserción de nuevos pedidos utilice una ruta extra por cada pedido ingresado.

En el segundo criterio se espera que rutas de similar longitud compartan características similares, y esto facilite encontrar movimientos viables que aumenten la cantidad de pedidos que entrega un vehículo. Este mecanismo puede producir que los pedidos recién ingresados no sean tratados y genere un número importante de rutas y una solución muy alejada de la óptima.

En el tercer caso se supone que las rutas largas son lo suficientemente buenas como para ser aceptadas y se vuelve a plantear la idea de privilegiar la integración de los pedidos recién ingresados y las rutas con menor cantidad de pedidos. En este caso se espera obtener un conjunto de rutas con una cantidad similar de pedidos en cada una. Esto se debe a que no se intensifica el tratamiento de ningún conjunto específico de rutas.

El criterio aleatorio pretende evitar posibles casos de inanición que la rigidez del resto de los criterios podría producir. Sin embargo no realiza ninguna tarea específica para incorporar los pedidos recién ingresados ni privilegiar el tratamiento de ningún tipo de ruta.

Finalmente, el quinto criterio plantea la importancia de la característica on-line de este trabajo, y presta más importancia a las rutas que están por partir del depósito debido al vencimiento en el horario de entrega de alguno de sus pedidos. Este mecanismo supone que es más importante tratar de mejorar las rutas que están prontas a vencerse en vistas de que pronto dejarán de formar parte del sistema y no podrán ser optimizadas por mucho más tiempo.

En nuestra experiencia encontramos que los distintos criterios sufren de distintas limitaciones, no siendo adecuado ninguno de ellos por sí solo. En la mayoría de los casos las soluciones encontradas al implementarlos individualmente presentaban valores muy alejados del mejor resultado conocido, mayormente debido a que su rigidez producía la generación de un subconjunto de rutas que era tratado reiteradamente sin producir ninguna mejora, mientras que otros subconjuntos de rutas no eran seleccionados por la heurística para su análisis. Por lo tanto, decidimos empezar a probar combinaciones de los mismos, tratando de que la mezcla lograra compensar las deficiencias y aprovechar las buenas cualidades de cada uno. Estas combinaciones las fuimos comprobando con distintos conjuntos de datos pequeños para poder realizar comprobaciones manuales de los resultados obtenidos.

Esto nos llevó a plantear el siguiente criterio de selección de rutas que experimentalmente obtuvo el mejor resultado en la generación de soluciones:

- 1) Intentar unir los pedidos pertenecientes a rutas de longitud uno (generalmente, los pedidos recién ingresados) a las rutas de longitud mayor.
- 2) Seleccionar aleatoriamente un conjunto de rutas X de tamaño t que serán tratadas como rutas de origen.

- 3) Seleccionar aleatoriamente un conjunto de rutas Y de tamaño t que serán tratadas como rutas de destino (X e Y pueden tener elementos en común).

Cabe aclarar que en ninguno de estos pasos se utiliza el Radio de acción, ya que en este momento no queremos restringir el análisis a rutas con una dirección en particular sino poder analizar todas las orientaciones.

Nivel de ocupación de la ruta

Es parte del problema la suposición de que todos los vehículos tienen una capacidad de transporte finita, luego un aspecto a considerar durante la selección de rutas para la aplicación de intercambios Or-Opt es qué porcentaje del espacio del vehículo se considera aceptable o, visto de otro modo cuánto espacio se puede desperdiciar en cada vehículo sin que esto deteriore demasiado la calidad de la solución.

El objetivo ideal sería lograr la máxima ocupación posible en cada vehículo. Intuitivamente esto tiende a disminuir la cantidad de rutas empleadas para realizar la distribución de todos los pedidos que ingresan al sistema. Sin embargo observamos que priorizar demasiado este objetivo implicaba la selección frecuente de un conjunto de rutas a las que se intentaba mejorar sin éxito.

Por otra parte, la relajación de este objetivo produce rutas en las que no se aprovecha eficientemente la capacidad de cada vehículo, lo cual nos llevó a fijar un umbral donde se considera que el vehículo asociado a una ruta está lo suficientemente completo y serán privilegiadas en la selección de rutas a optimizar aquellas que tengan un nivel de ocupación por debajo del umbral.

Esta decisión se ve reforzada al tener en cuenta la característica on-line del sistema. El tiempo desde que un pedido ingresa al sistema, hasta que llega el momento de que el vehículo que lo transporta parta del depósito puede ser bastante corto. Por lo tanto es necesario intentar tener la mayor cantidad de rutas con un nivel de ocupación aceptable tan pronto como sea posible, evitando invertir tiempo en intensificar la búsqueda para mejorar la calidad de algunas rutas.

Movimientos fallidos por ruta

Llamamos movimiento a cada intento de mover un pedido o secuencia de pedidos desde una ruta de origen a una ruta de destino. Un factor que creímos sería de utilidad fue la selección de rutas como destino basado en la cantidad de veces que se logró mejorar esa ruta; o análogamente, basado en la cantidad de intentos de realizar un movimiento que no tuvo éxito.

De este modo se pretendía llevar la cuenta de la cantidad de movimientos fallidos por ruta, y luego privilegiar en la selección de rutas de destino a aquellas con menor cantidad de intentos fallidos. Contrario a lo esperado este criterio no mostró mejoras significativas y se eliminó de la implementación.

Aplicación del algoritmo de Búsqueda Tabú

A continuación se presentan los detalles de diseño sobre la representación de datos y estructuras utilizadas para realizar la implementación del algoritmo de Búsqueda Tabú al problema a tratar.

Representación de la información

- Pedido: Un pedido tiene un tamaño, un domicilio, una ventana horaria dentro de la que debe realizarse la entrega y un ángulo respecto al centro de distribución.
- Ruta: Una ruta es una secuencia ordenada de pedidos donde el orden de los mismos se corresponde con el orden de entrega. También incluye datos como su costo de acuerdo a la función de evaluación y la amplitud angular respecto de los pedidos que la componen.
- Movimiento: Es una estructura que representa la transferencia de una secuencia de a lo sumo tres pedidos consecutivos, desde una ruta de origen hacia una determinada posición en una ruta de destino.
- ListaTabú: Es una secuencia de movimientos y se la utiliza para almacenar aquellos movimientos que son tabú y no pueden ser realizados.
- Solución: Representa una solución factible al conjunto de datos que definen la instancia del problema con el que se está trabajando. Esta

estructura es alterada por la metaheurística a través de la aplicación de movimientos en el proceso de Búsqueda Tabú. Como información propia posee la lista de rutas que definen los recorridos a realizar para la entrega de los pedidos ingresados en el sistema y su costo de acuerdo a la función de evaluación.

Elementos de la Búsqueda Tabú

Lista Tabú

El objetivo principal de la Lista Tabú es evitar que la metaheurística se quede trabada en un mínimo local. Esto lo logra permitiendo al algoritmo salir de los mínimos locales mediante la prohibición de realizar los movimientos más recientes que lo llevarían nuevamente al mínimo local. Esta lista se encuentra representada por una lista enlazada de movimientos. En lugar de almacenar los movimientos que fueron aplicados recientemente, se utiliza el método de guardar los movimientos *inversos* a los aplicados. De este modo antes de aplicar un nuevo movimiento a la solución actual basta con verificar si ese movimiento aparece en la lista tabú. En caso de aparecer significaría que ese movimiento posiblemente lleve a visitar una solución que fue visitada en otra iteración reciente de la búsqueda.

Criterio de parada

Debido al dinamismo que se plantea en el problema a tratar, y a que se espera que el algoritmo genere soluciones aceptables en lapsos de tiempos muy cortos se decidió no utilizar como criterio de parada la habitual cota de cantidad de iteraciones, y se empleó una cota basada en tiempo de ejecución lo cual permite que el algoritmo satisfaga la característica de sistema on-line independientemente de la velocidad de la computadora donde se lo ejecuta.

Movimiento

Como se explicó anteriormente y de acuerdo a la estrategia seleccionada de exploración del espacio de soluciones, un movimiento consiste en el pasaje de hasta tres pedidos consecutivos desde una ruta de origen hacia algún punto dentro de una ruta de destino.

La aplicación de un movimiento es una operación atómica y un movimiento es válido si y solo si luego de su aplicación a una solución factible produce una nueva solución también factible.

Definición del vecindario

Resumiendo lo explicado en las secciones anteriores, la vecindad consiste en seleccionar en forma aleatoria dos conjuntos de rutas, siendo uno las rutas que serán consideradas rutas de origen y el otro conjunto las rutas de destino. Cada conjunto de rutas cumple la restricción de tener como máximo t pedidos. Es posible que los conjuntos de origen y destino tengan elementos en común y esto significa que se analizarán los movimientos que se puedan realizar entre los pedidos de una misma ruta.

Luego, la vecindad son todos los movimientos factibles desde cada ruta de origen a todas las rutas de destino siempre y cuando sus radios de acción se intersecten. Este uso del radio de acción permite limitar enormemente la cantidad de movimientos a analizar en caso de que las rutas seleccionadas tengan orientaciones muy disímiles. Los movimientos a realizar consisten en los intercambios Or-Opt detallados al principio del capítulo. Esta vecindad tiene tamaño $O(t^2)$ y es polinomial respecto a la cantidad de pedidos a analizar.

Manejo de múltiples soluciones

Una de las optimizaciones realizadas a la Búsqueda Tabú tal como se explicó en secciones anteriores fue el agregado del manejo de múltiples soluciones candidatas.

El algoritmo explora la vecindad de la solución que intenta optimizar mientras no se cumpla el criterio de parada que, como se explicó anteriormente, es un intervalo o cuanto de tiempo. El análisis de la vecindad implica realizar todos los movimientos de mejora posibles y la máxima cantidad de movimientos de no mejora permitidos. En caso de lograr explorar toda la vecindad de la solución antes de terminar de utilizar el cuanto de tiempo se utiliza el tiempo restante para optimizar *otra* solución distinta. Esa nueva solución distinta se genera insertando

en orden aleatorio los pedidos que hay en el sistema dentro de una solución vacía.

De este modo el algoritmo mantiene un conjunto acotado de soluciones candidatas, cada solución está dotada de un costo que es el valor que se desea optimizar y se toma como *solución principal* a aquella con menor costo dentro de las soluciones candidatas.

En cada cuanto de tiempo destinado a optimización se explora la vecindad de la solución principal, en caso de sobrar tiempo se explora la vecindad del resto de las soluciones candidatas analizándolas en el orden en que fueron creadas mediante un mecanismo de round-robin. De este modo se emplea la mayor cantidad de tiempo en la solución más prometedora y luego se utilizan los sobrantes en soluciones que tienen condiciones para ser soluciones principales.

Intensificación de la búsqueda

El mecanismo de intensificación está instrumentado a través del manejo de múltiples soluciones y el criterio utilizado para seleccionar qué solución candidata será la siguiente en ser optimizada. El hecho de analizar prioritariamente la *solución principal* (que es aquella solución conocida que tiene el menor costo) sirve como mecanismo de intensificación debido a que se está analizando con mayor detalle la vecindad de la misma.

Diversificación de la búsqueda

En forma análoga a la intensificación, este mecanismo se lleva a cabo a través del manejo de múltiples soluciones. El hecho de generar y mantener un conjunto de *soluciones candidatas* que se exploran secuencialmente hace que la exploración del espacio de soluciones se diversifique en distintas vecindades. Generando así oportunidades para encontrar óptimos locales en la vecindad de cada una de las soluciones candidatas.

Función objetivo

La función objetivo es aquella cuyo valor se desea minimizar, en este caso se adoptó una función que contempla los siguientes aspectos de la solución en orden de prioridad:

- Cantidad de rutas: Cantidad de rutas que componen la solución. Se busca obtener la solución con menor cantidad de vehículos utilizados.
- Distancia: Longitud total de todas las rutas necesarias para realizar la entrega de los pedidos. Se busca obtener la solución con menor distancia a recorrer.
- Tiempo de espera: Tiempo de espera total en todos los recorridos. Se pretende minimizar los tiempos de espera entre entregas de pedidos.

El peso relativo de los distintos aspectos es:

- Costo del uso de una ruta: 10.000 unidades
- Costo del recorrido de una unidad de distancia en la grilla: 1 unidad
- Costo de un minuto de tiempo en la simulación: 1 unidad

Capítulo 5: Implementación

El sistema desarrollado como prueba conceptual de la heurística planteada está compuesto de tres módulos principales: el dispatcher, el optimizador y la visualización. El módulo dispatcher implementa el modelado del tiempo y la generación de eventos. El módulo optimizador implementa la metaheurística y el manejo de múltiples soluciones y el módulo de visualización permite comunicar al usuario el resultado de la simulación que se está corriendo.

En este capítulo se describen algunos detalles de la implementación de los distintos módulos que componen el sistema, de su interacción y de su funcionamiento, como así también consideraciones generales del desarrollo. Además se detallan algunas de las características técnicas como el lenguaje de programación utilizado, las máquinas sobre las que se realizó el sistema y el formato de algunos de los archivos necesarios para la configuración.

Consideraciones generales de la implementación

Dinamismo y simulación de eventos en lote (batch)

Como se describió en los capítulos anteriores, el objetivo principal de la tesis es plantear una heurística para la optimización del problema de ruteo de vehículos con pedidos que ingresan dinámicamente. Esto implica que el conjunto total de pedidos no es conocido de antemano sino que va siendo modificado con el tiempo y el surgimiento de distintos eventos (entrada de nuevos pedidos, salida de vehículos, etc.).

Poder manejar estos eventos de forma dinámica plantea una dificultad importante a la hora de realizar pruebas, ya que hace necesaria la presencia de un operador humano o un agente que se encargue de informar los distintos eventos al sistema. No siendo viable la opción de depender de un operador humano, ya sea por el volumen de datos o por el tiempo mismo que demora la corrida de un lote de prueba se decidió implementar un sistema automático para la simulación y procesamiento de los eventos, esta tarea es la principal función del módulo dispatcher.

Un problema adicional que surge al introducir el concepto de simulación es que al estar pensada para realizarse en tiempo real, cada corrida demoraría tanto como la amplitud horaria en la que se desarrollen sus eventos. Por este motivo, se dotó al dispatcher de un mecanismo para escalar el intervalo horario de la simulación y poder transformarlo en otro más acotado. De este modo, una simulación que cubre un lapso de tiempo de cuatro horas puede realizarse en un período mucho más corto y a discreción del usuario, pudiendo ser por ejemplo diez minutos.

La implementación realizada del ingreso de los eventos en lote se hizo en base a un archivo de configuración (cuyo formato se verá más adelante) y un módulo que lo interpreta y ejecuta. Sin embargo, queda planteado como trabajo futuro la implementación de una interfaz gráfica que permita la interacción en tiempo real de un operador con el sistema para poder usar el mismo en entornos reales de producción. Es importante destacar que para el desarrollo de la aplicación se tuvo el cuidado de permitir la incorporación de una futura interfaz gráfica evitando el acoplamiento entre los módulos de procesamiento de la simulación y los de ingreso de eventos.

El módulo dispatcher

El dispatcher es el módulo responsable de leer e interpretar el archivo de simulación y de transmitir los distintos eventos que encuentra en el mismo al módulo optimizador.

El funcionamiento del dispatcher empieza con la lectura e interpretación (parseo) del archivo de simulación. Mientras lo va interpretando, crea una lista de objetos que representan los distintos tipos de eventos y la hora en la que deben suceder. Además de ser el contenedor de eventos, la función principal del dispatcher consiste en implementar el método `ProximoEvento()`. Este método verifica la hora actual en la que se encuentra la simulación y entrega todos los eventos que hayan sucedido desde la última vez que se lo invocó. La hora actual de la simulación es mantenida por el objeto `Reloj` cuyo principal método es `Hora()`.

Otra función importante del dispatcher consiste en implementar la política de salida de rutas que es el mecanismo por el cual se simula la decisión del usuario de indicar que parta un vehículo a distribuir los pedidos contenidos en una determinada ruta. La verificación de la política de salida de rutas se realiza cada vez que se invoca el método `ProximoEvento()`.

Eventos

El sistema maneja distintos tipos de eventos. Cada uno de ellos representa una acción externa sobre el sistema o bien eventos internos generados por el mismo. Cada tipo de evento está definido por una hora en la que debe suceder dentro de la simulación y un conjunto de datos complementarios. Los tipos de eventos que maneja el sistema son:

- `EventoAgregarPedido(Pedido)`: Representa la entrada de un nuevo pedido al sistema.
- `EventoRemoverRuta(Ruta)`: Representa la partida de un vehículo del depósito para realizar la entrega de los pedidos asociados a una ruta.
- `EventoSetearParametro(Parametro, Valor)`: Se lo utiliza para modificar parámetros del sistema.
- `EventoFin()`: La ejecución de este evento implica el fin de la simulación.

El evento `EventoRemoverRuta` no puede aparecer dentro de un archivo de simulación puesto que cuando se está diseñando la misma no es posible saber en que momento una ruta estará lista para su partida. Detalles sobre la generación de este evento pueden verse en la sección política de Salida de Rutas.

Los eventos que conforman una simulación son almacenados en un archivo de configuración en formato XML que es leído e interpretado por el módulo dispatcher. El formato XML de un evento sigue el siguiente esquema:

```
<evt id="00" horarelativa="11" tipo="EvtAgregarPedido">
```

Todos los eventos poseen como datos mínimos un identificador único (id), una hora relativa en la que deben ser ejecutados dentro de la simulación y un tipo. El tipo, además de marcar la clase del evento, también fija los datos adicionales que deberá especificar. A modo de ejemplo, los eventos de tipo “EvtAgregarPedido” deben especificar todos los datos del pedido que se desea ingresar.

Sequencer

El sequencer se encarga de simular el avance del tiempo actualizando la hora contenida en el Reloj de la simulación hasta llegar al evento que indica el final de la misma. Acá es donde se implementa el ciclo principal del sistema para simular todos los eventos que conforman una corrida.

```
Simular()  
evento = Dispatcher.ProximoEvento();  
Mientras no sea el evento de Fin  
  Si no hay ningún evento a ejecutar  
    ActualizarReloj(IntervaloAvanceSequencer)  
    Optimizador.Optimizar(IntervaloAvanceSequencer)  
  Sino  
    evento.Ejecutar  
  Fin si  
evento = Dispatcher.ProximoEvento();
```

Como se puede ver en el pseudocódigo presentado, cada iteración del método se encarga de consumir y ejecutar los eventos almacenados en el dispatcher para la hora actual de la simulación en caso de haberlos. En caso contrario, actualiza el Reloj incrementando la hora actual en la cantidad de ticks contenida en la constante IntervaloAvanceSequencer.

De este modo la simulación transcurre en intervalos de tiempo discretos en los que se permite al módulo optimizador repartir ese cuanto de tiempo entre las distintas etapas que componen la optimización de las soluciones.

Política de salida de rutas

Dado que el sistema realiza una simulación de la entrada de pedidos, es necesario contar con un mecanismo que permita decidir en qué momento un

recorrido se encuentra lo suficientemente optimizado como para indicar la partida de un vehículo que realice dicha ruta de entregas. Realizar este cálculo es un problema sumamente complejo que incluso pareciera no tener solución exacta ya que uno no puede predecir a priori si un nuevo pedido que podría entrar en el futuro generaría una asignación mejor de los pedidos en las rutas.

En la realidad un operador humano debería revisar las rutas informadas por el sistema a través de su interfaz gráfica y en base a una serie de consideraciones propias del negocio decidir en que momento una ruta debe ser efectivamente realizada por un vehículo. Por supuesto que esta decisión debe realizarse con anticipación suficiente como para que se pueda satisfacer la entrega del pedido que venza más temprano en la ruta que se pretende efectuar.

Para sustituir a un operador humano y hacer viable la simulación como mecanismo de prueba automatizado del sistema, se implementó un algoritmo que inspecciona las rutas contenidas en la mejor solución conocida hasta el momento y utilizando un criterio determinístico selecciona aquellas que deben ser removidas del sistema y llevadas a cabo por un vehículo.

Los distintos criterios que se evaluaron a la hora de implementar el algoritmo para decidir la partida de una ruta fueron:

- Cuando tenga cierto porcentaje de ocupación en el espacio de carga del vehículo asignado a la misma, o bien cuando falte cierta cantidad de minutos para el momento en que la ruta dejará de ser factible.
- Cuando tenga cierto porcentaje de ocupación en el espacio de carga del vehículo asignado a la misma y además su radio de acción se superponga en cierta medida con el radio de acción de otras rutas, o bien cuando falte cierta cantidad de minutos para el momento en que la ruta dejará de ser factible.
- Cuando falten X minutos para el momento en el que la ruta dejará de ser factible.

Como se puede apreciar, se desprende de la lista anterior que un factor constante a tener en cuenta al momento de decidir la partida de una ruta en los tres criterios es el tiempo más tardío en el que un vehículo debe partir del depósito para lograr cumplir con las entregas en las bandas horarias planificadas. Ese límite implica que la partida en un momento posterior no da tiempo suficiente al vehículo para cumplir con al menos una de las ventanas horarias de los pedidos que componen la ruta. Es por esto que es indispensable incluir esa condición en cualquier criterio que se proponga.

Analizando ahora más detalladamente, vemos que en el primer criterio se está tomando una postura optimista ya que suponemos que una ruta está bien planificada tan pronto como se logre ocupar una cierta cantidad del espacio de carga de su vehículo. Esto podría ser útil en casos donde el volumen de pedidos ingresados en el sistema sea realmente muy alto y el tiempo empleado para realizar la optimización deba distribuirse entre una cantidad muy grande de pedidos, siendo aceptable conformarse con un determinado nivel de ocupación. Sin embargo, se está pasando por alto que la distribución espacial o temporal de los pedidos asignados a la ruta podría ser muy mala. Por ejemplo, podría contener pedidos ubicados a mucha distancia entre sí o pedidos sucesivos para los que haya mucho tiempo de espera entre sus entregas.

El segundo criterio incluye al primero pero además propone tener en cuenta la superposición del radio de acción de las rutas, siendo prioritaria la salida de rutas que tengan radios de acción solapados. Se supone que en caso de haber varias rutas que recorran zonas similares y que no se hayan podido unir en una sola, es conveniente efectuar las entregas de una de esas rutas a fin de minimizar el tiempo de espera de los clientes. En caso de que posteriormente entraran pedidos para esa zona se espera que se puedan acomodar dentro de las otras rutas que cubrían esa misma área de entrega.

El tercer criterio se basa en la simplificación de las condiciones y propone permitir que la optimización de las rutas continúe hasta el momento más tardío posible. De este modo las rutas son sometidas a optimización hasta el último momento con la intención de que un mayor tiempo de permanencia dentro del

sistema les permita mejorar su calidad, ya sea realizando intercambios de pedidos con otras rutas o bien incorporando pedidos recién ingresados al sistema que pueden aprovechar un recorrido que está por partir.

En las primeras implementaciones del sistema fuimos probando los distintos criterios. Sin embargo fue el último el que brindó los mejores resultados y el que decidimos usar para la versión final. Creemos que es la combinación de simplicidad y la oportunidad de realizar y analizar mayor cantidad de intercambios lo que hace del tercer criterio el mejor.

Parámetros de una simulación

Algunos parámetros del sistema pueden ser configurados para cada simulación en particular, a continuación se detallan dichos parámetros y una descripción de su propósito:

- **Reloj.Hora:** Es la hora que marca el reloj de la simulación al comenzar la misma.
- **DomicilioDeposito:** Son las coordenadas (x, y) donde está ubicado el centro de distribución.
- **HoraFinalizacionEntrega:** Es la hora más tardía en la que se admite la entrega de un pedido en un cliente.
- **CapacidadVehículo:** Indica la capacidad máxima de transporte de los vehículos de la flota.
- **AmplitudRadioDeAccion:** Es la máxima amplitud angular que puede tener cada ruta en su radio de acción.
- **SemillaRandom:** Es la semilla empleada en la generación de números pseudoaleatorios.
- **MaximaCantidadDiversificaciones:** Máximo número de diversificaciones realizadas durante la ejecución del algoritmo de búsqueda Tabú.

- **CoeficienteDistanciaATiempo:** indica cómo es la relación para la conversión de la distancia total de las rutas a una unidad de tiempo de forma tal de poder utilizar ambos valores para calcular los costos
- **UsarMinutosParaDistanciaATiempo:** indica qué unidad de tiempo se utiliza (minutos o segundos) para los cálculos de tiempos de espera
- **IntervaloAvanceSequencer:** Indica la granularidad medida en ticks con la que avanza el reloj del sistema
- **SegundosParaVencimientoRuta:** Indica a la política de salida de rutas con qué anticipación debe indicar la salida de un vehículo para efectuar una ruta, teniendo como referencia el momento en que ésta se vence.

Formato de los archivos de simulación

Cada simulación está definida por un archivo XML que contiene los valores para los distintos parámetros del sistema y una secuencia de eventos ordenados cronológicamente que representan la entrada de pedidos.

Archivo de ejemplo

A continuación se presenta a título ilustrativo el contenido de una simulación muy breve:

```
<?xml version="1.0" encoding="iso-8859-1" ?>
<eventos directorioSVGs="E:\WorkingCopies\Facu\Tesis\trunk\code\Tests\Tests">
  <!-- Seteo de parámetros iniciales -->
  <evt id="0" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="HoraInicial"
valorP="19:00:00" />
  <evt id="1" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="Reloj.Hora"
valorP="19:00:00" />
  <evt id="2" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="DomicilioDeposito"
valorP="40,50" />
  <evt id="3" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="HoraFinalizacionEntrega" valorP="1236" />
  <evt id="4" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="CapacidadVehículo"
valorP="200" />
  <evt id="5" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="AmplitudRadioDeAccion"
valorP="70" />
  <evt id="6" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro" nombreP="SemillaRandom"
valorP="1" />
  <evt id="7" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="MaximaCantidadDiversificaciones" valorP="1" />
```

```

<evt id="3" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="CoeficienteDistanciaATiempo" valorP="1" />
<evt id="9" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="UsarMinutosParaDistanciaATiempo" valorP="false" />
<!-- Intervalo de incremento del sequencer en segundos (este es el tiempo que le va
dando al optimizador -->
<evt id="10" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="IntervaloAvanceSequencer" valorP="60" />
<evt id="10" horarelativa="null" tipo="EvtSetearPametro"
nombreP="SegundosParaVencimientoRuta" valorP="120" />
<!-- Fin seteo de parámetros iniciales -->
<evt id="10" horarelativa="0" tipo="EvtAgregarPedido">
<pedido id="1" tamano="10" inicioventana="912" finventana="967" x="45" y="68" />
</evt>
<evt id="11" horarelativa="10" tipo="EvtAgregarPedido">
<pedido id="2" tamano="20" inicioventana="930" finventana="1067" x="60" y="60" />
</evt>
<evt id="99999" horarelativa="1000" tipo="EvtFinSimulacion" />
</eventos>

```

El módulo optimizador

El módulo optimizador es el encargado de organizar y mantener las distintas soluciones candidatas que está analizando el sistema. Entre sus responsabilidades se encuentran las de crear y mantener referencias a las soluciones candidatas, así como implementar el algoritmo que selecciona la siguiente solución a optimizar por la metaheurística. Su principal método es Optimizar(intervalo) cuyo pseudocódigo de su algoritmo se ve a continuación.

```

Optimizar(intervalo)
    solución = MejorSolucionConocida
    Metaheuristica.Optimizar(solución, intervalo)
    Actualizar el intervalo de tiempo restante
    Mientras no se haya consumido el intervalo de tiempo restante
        Tomar como solución una solución candidata en orden Round-Robbin
        Metaheuristica.Optimizar(solución, intervaloRestante)
        Si el costo de la solución es menor al de MejorSolucionConocida
            MejorSolucionConocida = solución
        Actualizar el intervalo de tiempo restante

```

Como puede verse es prioridad del Optimizador aplicar la metaheurística a la mejor solución conocida hasta el momento, con la intención de que una intensificación en la exploración realizada en la vecindad de la misma arroje

soluciones cada vez mejores. Una vez terminada la eventual mejora de la mejor solución se destina el tiempo restante (en caso de que lo haya) para optimizar el resto de las soluciones candidatas tomándolas en un orden Round Robin. De esta forma se pretende lograr una diversificación en la búsqueda de soluciones. En caso de que una de las soluciones candidatas obtenga un costo menor que el de la mejor solución conocida, la primera pasa a convertirse en la nueva mejor solución.

Metaheurística

Dentro del optimizador, el submódulo de la metaheurística implementa el algoritmo de búsqueda tabú y la optimización local entre rutas. Este submódulo fue realizado con una interfaz general que permite su reemplazo por otros submódulos que implementen distintas metaheurísticas para resolver el problema de la optimización. Otro trabajo futuro que se desprende de esta tesis es la realización de varios submódulos que implementen distintas metaheurísticas y la comparación entre los resultados obtenidos por todos ellos. Al igual que sucede con el método principal del optimizador, la función principal de la metaheurística está gobernada por un intervalo de tiempo durante el cual se permite que el algoritmo realice su trabajo de buscar las posibles optimizaciones. A continuación se presenta el algoritmo implementado de búsqueda tabú:

```
Optimizar(solución, intervalo)
  solucionAOptimizar = solución

  //Diversificaciones
  Mientras quede tiempo y no se hayan realizado todas las
  diversificaciones
  // Optimización local
  Mientras quede tiempo y No se cumpla el criterio de parada
  // Mejor Movimiento + Mejor entre 2 rutas
  Por cada movimiento en el vecindario
  Si no está en la lista Tabú o cumple con el criterio de Aspiración
  Si la mejora obtenida por el movimiento supera un determinado %
  mejorMovimiento = movimiento
  Salir del Por
  Sino
```

```
    solucionTemporal = movimiento.AplicarEn (solucionAOptimizar)
    Si solucionTemporal.Costo < solucionAOptimizar.Costo
        mejorMovimiento = movimiento
    Fin Si
Fin Si
Fin Si
Fin Por
solucionTemporal = mejorMovimiento.AplicarEn (solucionAOptimizar)
Si solucionTemporal.Costo < solucionAOptimizar.Costo
    solucionAOptimizar = solucionTemporal
Fin Si
Fin Mientras

Si solucionAOptimizar.Costo < solucion.Costo
    solución = solucionAOptimizar
Fin Si

solucionAOptimizar = Diversificar(solucionAOptimizar)
Fin Mientras
```

El algoritmo está formado por dos ciclos principales anidados. El externo realiza el control del tiempo usado por el algoritmo de modo de no exceder el cuanto asignado para la ejecución de la metaheurística y a la vez lleva el control de la cantidad de diversificaciones que se aplican.

Cada diversificación está implementada como un reingreso en un orden aleatorio de todos los pedidos incluidos en el sistema. Esta acción combinada con el algoritmo de inserción de pedidos explicado anteriormente permite generar nuevas soluciones con una asignación aleatoria de pedidos por cada ruta y asegura que la nueva solución generada es válida.

El ciclo interno implementa la búsqueda local y utiliza como criterio de parada una determinada cantidad de aplicaciones de movimientos tabú que no hayan producido mejora. Dentro del cuerpo de este ciclo se realiza la exploración de los posibles movimientos definidos en la vecindad de la solución actual. Recordemos que un movimiento consiste en la transferencia de uno, dos o tres pedidos consecutivos desde una ruta de origen a una ruta destino.

Probamos varios métodos distintos para la exploración de la vecindad. Sin embargo, algunos, aunque producían resultados satisfactorios para conjuntos relativamente pequeños de pedidos, no resultaban escalables. Uno ejemplo de esto es el último método que utilizamos durante el desarrollo antes de llegar al algoritmo final. Este método realizaba un ordenamiento de todas las rutas de acuerdo a la cantidad de pedidos que la componían y al nivel de ocupación de la capacidad de cada vehículo. Las rutas de origen eran ordenadas de menor a mayor de acuerdo a la cantidad de pedidos que las componían. La intención de este ordenamiento era permitir que rutas con pocos pedidos quedaran “vacías” eliminándose del conjunto de rutas. Las rutas de destino se ordenaban de menor a mayor de acuerdo al espacio utilizado de su capacidad de transporte. En este caso, se buscaba priorizar como rutas receptoras de pedidos aquellas que tenían menor cantidad de espacio utilizado y se basaba la suposición de que las rutas con cierto índice de ocupación de su capacidad de transporte estaban lo suficientemente llenas como para priorizar la exploración de movimientos en otras rutas menos ocupadas. Una vez realizados los dos ordenamientos del conjunto de rutas, se tomaban todos los pares de rutas de origen y destino analizando los posibles movimientos entre cada par de rutas.

Al subir la cantidad de pedidos considerablemente, ya no se hacía factible buscar los posibles movimientos entre todos los pares de rutas por lo que era necesario tomar un subconjunto de rutas de origen y otro de destino para chequear los movimientos sólo entre éstas. Esta necesidad de recortar los conjuntos analizados de origen y destino nos forzó también a tener que descartar el ordenamiento ya que en las pruebas que hicimos con el mismo obteníamos resultados claramente muy malos debido a que una vez que el ordenamiento planteado nos dejaba dos conjuntos de rutas de origen y de destino que no poseían intercambios que mejorasen la solución, el único avance posible era pasar a una diversificación. Sólo descartando el ordenamiento y realizando la selección de los conjuntos de rutas a utilizar como origen y destino de manera aleatoria pudimos obtener los muy buenos resultados finales que presentamos más adelante.

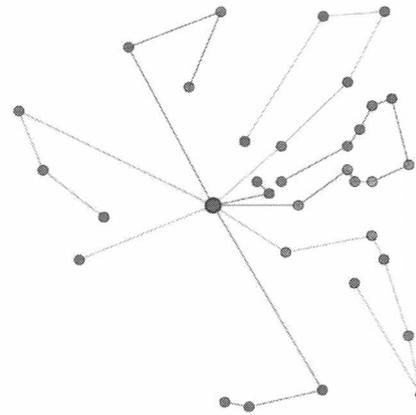
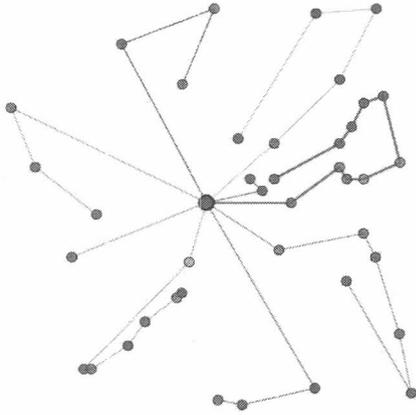
Continuando con la descripción del algoritmo, una vez obtenido un movimiento de mejora, se analiza si esta mejora obtenida representa un porcentaje de disminución significativo sobre el costo de la solución. En caso de serlo, se toma ese movimiento como el mejor movimiento. Si no lo es, se sigue buscando al mejor movimiento del vecindario analizando las mejoras en los costos. Cabe aclarar que sólo son tenidos en cuenta los movimientos que no se encuentran en la lista Tabú o que cumplen con el criterio de aspiración

Finalmente de acuerdo a si la aplicación del mejor movimiento a la solución actual genera una solución de menor costo que la mejor solución conocida, se realiza el reemplazo de ésta por la nueva generada.

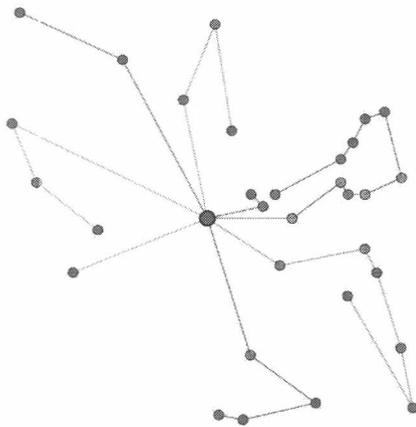
El módulo de visualización

En un primer momento los resultados de las corridas del sistema eran analizados a través del archivo de log que generaba el programa. Sin embargo, la representación textual de los datos no permitía analizar a simple vista la validez de las rutas generadas ni comprender cabalmente cuales eran los distintos cambios que iba produciendo el algoritmo en la solución. Por esto decidimos la implementación del módulo de visualización. La generación de las imágenes se realizó utilizando el formato de archivos SVG (Scallable Vector Graphics) que permiten la representación de elementos gráficos vectoriales en forma de texto XML. Este es luego interpretado por un motor que se encarga de realizar la representación gráfica del archivo.

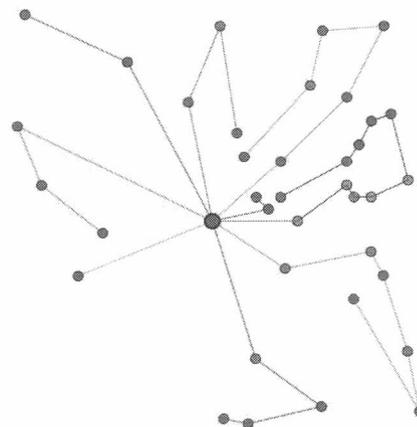
A continuación se muestra a modo de ejemplo una pequeña secuencia de una corrida del sistema



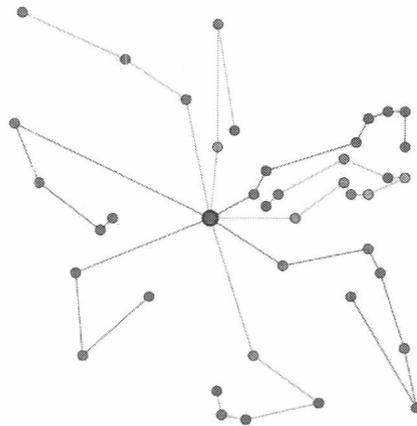
Descripcion: {34 -> 35 -> 32 -> 17 -> 7 -> 28 -> 37 -> 3 -> 30 -> 2} uso: 180/200 Descripcion:



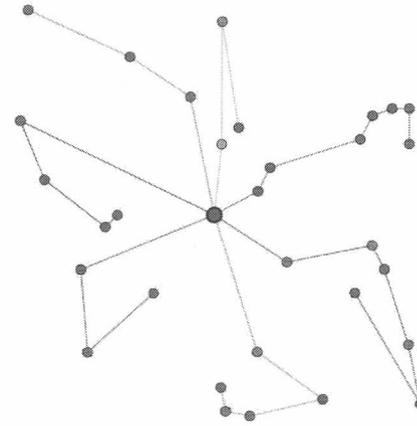
Descripcion:



Descripcion:



Descripcion:



Descripcion:

Si se observa en detalle los gráficos se puede notar como va variando la solución a medida que transcurre el tiempo y que ingresan nuevos pedidos y salen rutas.

Las referencias utilizadas para la representación visual son las siguientes:

- El espacio de visualización es un eje de coordenadas (x, y) que representa el mapa simplificado de la zona de entregas.
- Un punto distinguido de mayor diámetro representa el depósito central desde donde parten todos los vehículos a realizar las entregas.
- El resto de los puntos y su ubicación dentro del mapa representan los pedidos de entrega que deben realizarse.
- Cada pedido brinda información sobre la ventana de tiempo en que debe realizarse la entrega y sobre la ventana de tiempo estimada por el sistema en que se realizará dicha entrega.
- Se utiliza la intensidad del color rojo para representar en cada pedido el tiempo que falta para su vencimiento. A mayor intensidad de color, menor tiempo falta para su vencimiento.
- Las líneas rectas de un mismo color representan el recorrido de una ruta, las cuales parten del depósito y terminan en él. Para simplificar la visualización se omite la representación del tramo que une la entrega del último pedido de una ruta con el depósito central.

La visualización es la forma en la que el usuario puede obtener información acerca del resultado de la simulación. Dado que las soluciones que maneja el sistema pueden variar mucho en un intervalo de tiempo muy chico, encontramos que era conveniente generar una *foto* del conjunto de rutas que componen la solución actual únicamente cuando un vehículo que tiene asignada una ruta va a partir e inmediatamente después de que el vehículo y los pedidos fueron removidos de la solución. De ésta manera se facilita poder apreciar cuál es la ruta que se removió del sistema y la (eventual) nueva asignación de pedidos a las rutas restantes.

Por lo tanto, el resultado de la corrida de una simulación es una secuencia de archivos SVG donde cada uno representa el estado de las rutas que componen la mejor solución conocida en cada momento de la simulación. Cada archivo contiene la hora de la simulación en la que se tomó la información de modo que

las imágenes pueden ser ordenadas en función del momento en que fueron tomadas y presentadas al usuario en orden cronológico.

Para presentar los archivos SVG al usuario se diseñó un aplicativo HTA (HTML for Applications) capaz de realizar las tareas básicas de browsing de imágenes. Este aplicativo puede ser utilizado en cualquier navegador de Internet que soporte este tipo de formatos.

Lenguaje y metodología

Para la implementación del sistema decidimos utilizar el lenguaje C# de Microsoft en su versión 1.1. La elección se basó en la experiencia con la que contamos en este lenguaje y la facilidad del mismo para desarrollar sistemas orientados a objetos.

El desarrollo de la tesis pasó por las etapas típicas de cualquier proyecto comercial. Primero realizamos el relevamiento de las necesidades reales del sistema. En la segunda etapa realizamos el análisis y el diseño empezando por diagramas más generales y yendo hacia lo más particular. Utilizamos diagramas de Objetos, de Clase y de Interacción para reflejar los distintos aspectos del sistema y poder contar con una idea bastante detallada de la futura implementación.

Hardware y Sistema Operativo

Para el desarrollo y las pruebas se utilizó una PC Duron de 2000+ con 1 Giga de memoria RAM. El sistema operativo sobre el cual se trabajó fue Windows 2003 Enterprise Server.

Capítulo 6: Resultados obtenidos

A continuación se presentan los resultados obtenidos al aplicar la heurística propuesta a una variedad de conjuntos de datos de entrada.

Lotes de prueba

Para poder evaluar el desempeño del algoritmo implementado se intentó obtener algún conjunto de datos de entrada standard con el cual poder comparar los resultados. Esta tarea no tuvo éxito ya que no pudimos encontrar ninguna instancia del problema ruteo de vehículos con ventanas de tiempo on-line (VRPTW online). Sí logramos encontrar instancias de prueba para el problema de ruteo de vehículos (VRP) y para su variante con ventanas de tiempo (VRPTW). Sin embargo, como se explicó anteriormente, en este tipo de problemas el conjunto de pedidos se conoce inicialmente y no se incrementa con el tiempo. La variante estática del problema puede verse como un caso particular de la versión online si se considera que todos los pedidos ingresan en el primer instante de tiempo y que no aparecen nuevos hasta el final de la ejecución del algoritmo. Por lo tanto se utilizó una serie de estas instancias como primer medida de comparación para el funcionamiento de la heurística. Posteriormente fue necesario implementar una herramienta para generar instancias de prueba en la que los pedidos ingresaran a medida que transcurre el tiempo. Esta herramienta permitió generar una gran cantidad de instancias donde los pedidos tuvieran una distribución aleatoria tanto temporal como espacial.

Instancias propuestas por Solomon

Una de las primeras dificultades que encontramos fue resolver de qué manera comparar los resultados obtenidos por nuestro algoritmo con las mejores soluciones conocidas a las instancias de prueba de Solomon [SOL]. Inicialmente utilizamos algunas instancias de VRP las cuales están representadas sobre un eje de coordenadas (x, y) y cuya métrica utilizada para la calidad de una solución es la distancia total recorrida por el conjunto de rutas que la componen. Tomando en consideración esto, modificamos la función de evaluación de la heurística para priorizar la optimización de la distancia recorrida y la cantidad de rutas

generadas, dejando de lado momentáneamente la optimización de las ventanas de tiempo. De esta manera las soluciones obtenidas con nuestra heurística eran comparables con las mejores soluciones que se conocen a las instancias de prueba en cuestión. La intención de estas pruebas era verificar que independientemente de las ventanas de tiempo nuestro algoritmo generaba un conjunto de rutas que minimizara la distancia recorrida y la cantidad de rutas utilizadas.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para distintos lotes de prueba:

Instancia	Mejor solución		Solución obtenida		% diferencia en distancia
	Rutas	Distancia	Rutas	Distancia	
C101.100	10	827.3	11	876.5	6%
C107.100	10	827.3	11	891.4	8%
R101.100	20	1637.7	24	1821.4	11%
R102.100	18	1466.6	20	1669.1	14%

Tabla 01. Comparación en valores absolutos y porcentaje de los resultados de las simulaciones realizadas con datos standard

Examinando los valores obtenidos se aprecia que no se obtuvieron soluciones muy alejadas del mejor valor conocido, en promedio la desviación respecto al mejor valor es menor al 10%. Como las instancias conseguidas no correspondían al objetivo central de la optimización on-line, decidimos no realizar más pruebas con esos conjuntos de datos.

Posteriormente se utilizaron instancias de prueba de VRPTW estático. En este caso encontramos cierta similitud en la configuración de las rutas obtenidas por medio de nuestra heurística y las rutas de las mejores soluciones conocidas. En general esta similitud se presentaba en la cantidad de rutas empleadas, o en alguna subsecuencia de pedidos común a ambas soluciones. Sin embargo, los resultados que encontramos solo priorizaban la distancia total recorrida por los vehículos sin tener en cuenta la cantidad de vehículos utilizados. En nuestra implementación, siempre fue el principal objetivo minimizar la cantidad de vehículos, por lo tanto los valores obtenidos no pueden ser comparados.

Instancias generadas en forma aleatoria

Como se mencionó anteriormente se generaron tres lotes de instancias de prueba, utilizando un generador aleatorio que implementamos. Las características de los distintos lotes se presentan a continuación:

Lote	Instancias	Pedidos	Mapa
A	200	60	50x50
B	179	100	100x100
C	54	350	100x100

Tabla 02. Comparación en valores absolutos y porcentaje de los resultados de las simulaciones realizadas con datos standard

Análisis de los resultados obtenidos

Partiendo de los distintos lotes de prueba se realizaron varias observaciones para determinar el desempeño y funcionamiento de la heurística implementada. Una de las primeras observaciones que realizamos fue analizar cuan lejos se encontraba la cantidad de rutas generadas por el algoritmo de la mínima cantidad de rutas que podría generarse en un *caso ideal*.

Consideramos como caso ideal de generación de rutas aquel en el que los pedidos tienen todos el mismo tamaño y su disposición espacial y temporal permiten que se los acomode de manera tal de conseguir una ocupación total de la capacidad de cada vehículo. Este caso ideal nos da una cota inferior en la cantidad de rutas que pueden utilizarse para cumplir con todas las entregas. Por ejemplo para el caso de 10 pedidos en los que cada uno tiene un tamaño de 2 unidades y los vehículos tienen una capacidad de 4 unidades de transporte, podrían asignarse como máximo 2 pedidos a cada vehículo. Luego, bajo las suposiciones del caso ideal la entrega podría realizarse con un mínimo de 5 vehículos.

En la realidad la distribución espacial y temporal de los pedidos condiciona fuertemente la viabilidad de agrupar pedidos dentro de un mismo vehículo para su entrega. Por ejemplo, no es eficiente ubicar en un mismo vehículo pedidos cuyas entregas deban realizarse en extremos opuestos de la ciudad, este tipo de

restricción aumenta notablemente la cantidad mínima de vehículos con los que se puede realizar la entrega en forma eficiente.

A continuación se analizan los resultados para las distintas mediciones de la cantidad de rutas obtenidas para todos los lotes de simulación.

Lote A, instancias de 60 pedidos

Para el lote de simulaciones de tamaño 60, los pedidos tenían un tamaño promedio de 22 unidades (con un mínimo de 15 y un máximo de 29) y la capacidad de los vehículos era de 200. Esto da un máximo ideal de 9 pedidos por vehículo permitiendo la eventual generación de 7 rutas distintas para satisfacer la entrega de todos los pedidos. En la figura 08 puede apreciarse que sólo en muy pocas instancias nuestra implementación logra acercarse a un mínimo de 8 rutas y en el caso promedio la cantidad utilizada ronda las 12. Esto se debe evidentemente a que la distribución espacial y temporal de los pedidos difícilmente sea tal que permita realizar una ocupación total de cada vehículo lo cual inevitablemente aumenta la cantidad de rutas a emplear. Además, los pedidos cuentan con una ventana de tiempo que debe ser cumplida y muchos vehículos deberán dejar el depósito antes de completar su capacidad de transporte debido a restricciones temporales de los pedidos que transportan.

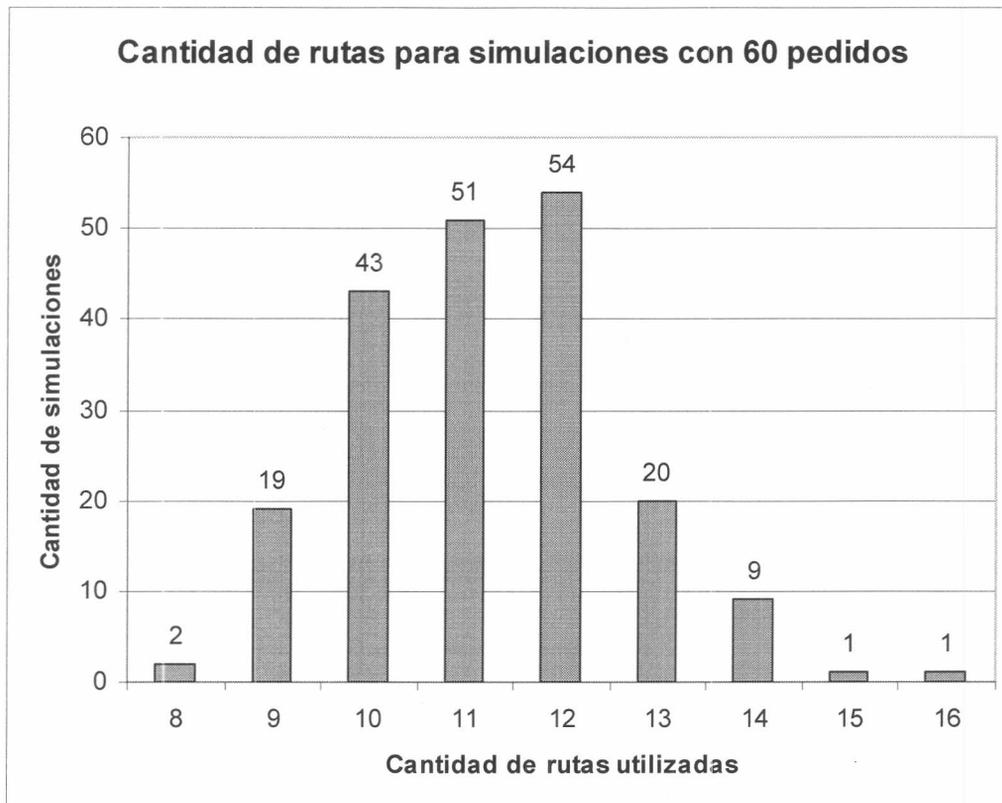


Fig. 08. Cantidad de rutas obtenidas por solución para simulaciones con 60 pedidos

Cabe recordar para mejor interpretación del gráfico que el lote está generado por 200 instancias distintas de 60 pedidos cada una, con una asignación aleatoria de tamaños, dirección y ventanas de tiempo.

Lote B, instancias de 100 pedidos

Para las instancias que contenían 100 pedidos, la asignación ideal a rutas permitiría realizar la entrega utilizando 12 vehículos. En este caso puede verse que los resultados obtenidos están muy cerca de la cota mínima ya que en la mayoría de las simulaciones se logró encontrar una solución que utilizara entre 12 y 13 rutas para la entrega. Esta mejora en la performance puede atribuirse a dos factores, a que la elección de la cota inferior posea un sesgo favorable a este tipo de instancias en detrimento de las anteriores o a que al haber una mayor disponibilidad de pedidos se permitió que los vehículos que debían partir por restricciones temporales tuvieran un mejor índice de ocupación de su capacidad de transporte.

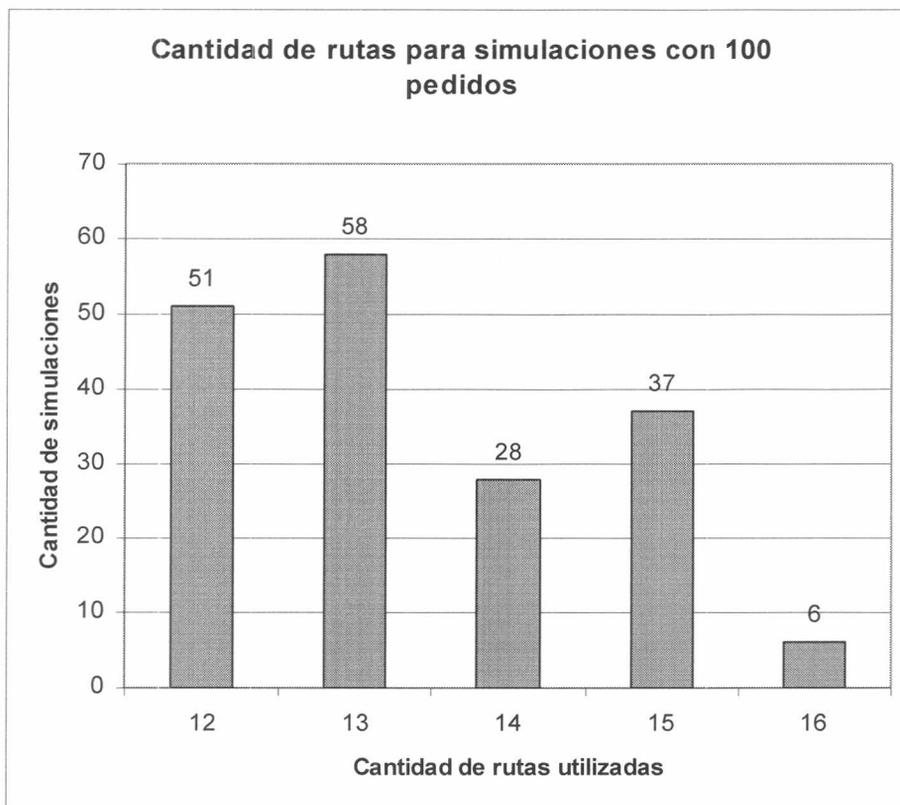


Fig. 09. Cantidad de rutas obtenidas por solución para simulaciones con 100 pedidos

Lote C, instancias de 350 pedidos

El último lote de pruebas está compuesto por instancias en la que se ingresan 350 pedidos con similares características que en los casos anteriores. La cantidad mínima (ideal) de vehículos que podrían haberse empleado es de 39 y puede observarse que la mayoría de las simulaciones utilizaron alrededor de 41 rutas para realizar la entrega. Los resultados obtenidos se alejan en promedio un 4% de la cota inferior que difícilmente pueda darse en la realidad, esto muestra el buen desempeño de la heurística implementada.

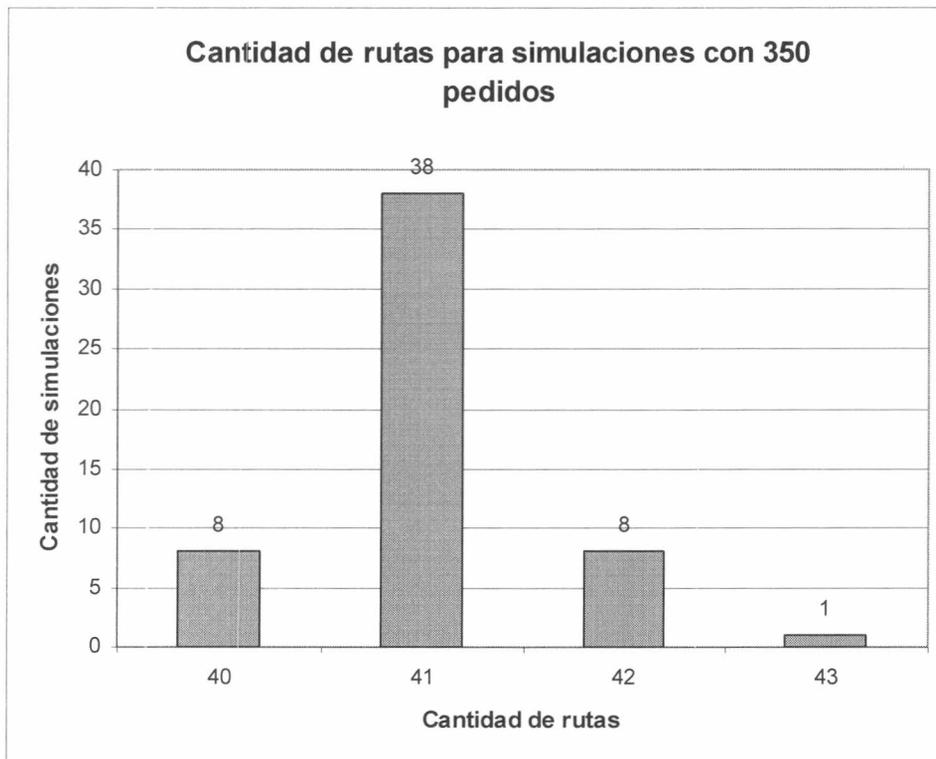


Fig. 10. Cantidad de rutas obtenidas por solución para simulaciones con 350 pedidos

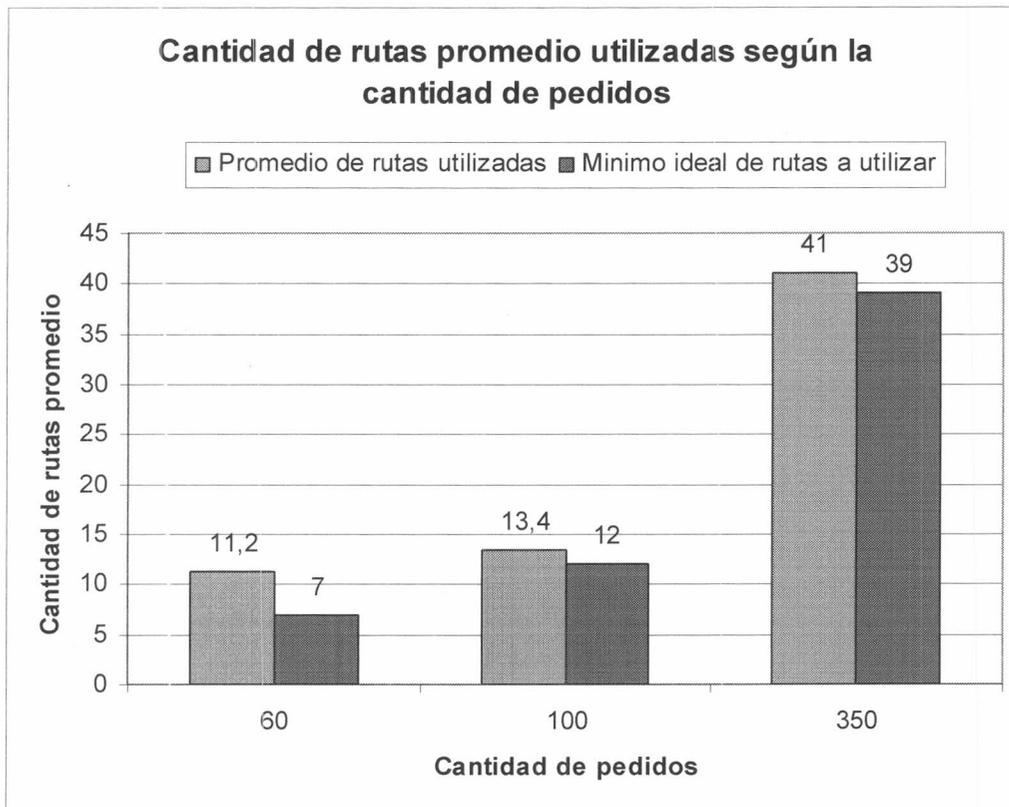
Análisis de la cantidad de rutas promedio utilizadas

Fig. 11. Comparación de las rutas promedio utilizadas y el mínimo ideal para los distintos tamaños de conjuntos de pedidos

Este gráfico representa el promedio ponderado de rutas utilizadas en cada lote y permite comparar ese valor con el mínimo ideal de rutas que podrían haberse utilizado en cada lote de acuerdo a las suposiciones hechas al principio de esta sección para el caso ideal. Se puede observar que en los dos últimos lotes los valores obtenidos se alejan muy poco de ese mínimo ideal. Otra observación interesante es que si bien la diferencia en la cantidad de pedidos entre el lote de 60 y el de 100 es de casi el doble, la cantidad de rutas empleadas se encuentra en el orden de un 50% más. Como se indicó anteriormente esto se debe a que gran parte de las rutas del lote de 60 pedidos partían utilizando vehículos cuya capacidad de transporte estaba lejos de ser aprovechada al máximo y el ingreso de un mayor número de pedidos en el lote de 100 permitió un mejor aprovechamiento del espacio de cada vehículo. Por otro lado en el lote de 350 pedidos se observa un aumento sustancial en la cantidad de rutas empleadas y

una diferencia marginal respecto a la cantidad mínima de rutas que se podría haber utilizado en el caso ideal. Esto muestra que para las condiciones de las pruebas realizadas, 100 pedidos resulta el límite mínimo a partir del cual el desperdicio resultante en las rutas generadas pasa a ser despreciable. Por lo que a medida que se agreguen más pedidos, la cantidad de rutas utilizadas tenderá a parecerse cada vez más al caso ideal planteado inicialmente. Esto tiene su explicación ya que al haber tantos pedidos para elegir al armar una ruta, casi siempre es posible armar una que vaya casi llena y por lo tanto se aprovechen mucho mejor los vehículos utilizados.

Capítulo 7: Conclusiones

En base a los buenos resultados obtenidos es claro que la herramienta implementada puede ser aplicada con éxito al problema del ruteo de vehículos con ventanas de tiempo.

Una dificultad importante que surgió en el desarrollo de la tesis fue la ausencia de lotes de prueba (datos de entrada) cuyos resultados óptimos fueran conocidos, de modo de poder determinar la performance del algoritmo en forma exacta. De todos modos basados en la cota ideal presentada en el Capítulo 6 pudimos apreciar que los resultados obtenidos por el algoritmo implementado para las instancias analizadas no se apartan demasiado de esa cota.

La estrategia implementada demostró ser capaz de obtener soluciones factibles y de buena calidad en muy cortos lapsos de tiempo, lo cual es esencial dado el dinamismo del problema tratado y que el tiempo entre la hora de ingreso y la hora de vencimiento de un pedido puede ser muy breve.

A partir de las varias simulaciones realizadas se logró obtener un conjunto de valores de referencia para los parámetros del sistema (radio de acción, cantidad de diversificaciones, cantidad de soluciones simultáneas, tamaño de la vecindad, etc.) que probaron ser muy efectivos para tratar el problema en cuestión. Por lo tanto podrían servir como punto de partida en caso de realizar la adaptación del sistema a algún problema más particular.

En resumen se logró la implementación exitosa de una heurística de búsqueda local basada en búsqueda Tabú que mediante la elección de una vecindad adecuada permitió la exploración eficiente de un espacio de soluciones de tamaño acotado que llevó a la obtención de resultados muy satisfactorios.

La variedad en el tamaño de los lotes de prueba y los tiempos medidos en la obtención de las soluciones muestra que el algoritmo implementado facilitaría notablemente la tarea de un operador humano de organizar la salida de vehículos según se especificó en el problema a tratar.

Como conclusión final podemos apuntar que la técnica de Búsqueda Tabú, implementada con las particularidades que se presentaron en este trabajo, pueden aplicarse con éxito al problema dinámico de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo e indudablemente mejorarían el rendimiento y eficiencia de este tipo de tareas en las distintas industrias.

Mejoras y trabajo futuro

Entendemos que podrían realizarse diversas mejoras al prototipo desarrollado, principalmente:

- La inclusión de un modelo matemático que ayude a comprender mejor el problema.
- El desarrollo e implementación de nuevos métodos heurísticos que aprovechen alguna particularidad del problema a tratar a fin de obtener soluciones de mejor calidad.
- Incluir la generación de diversificaciones en las que se parta de una solución inicial generada por un algoritmo goloso, para los casos en los que se cuente con cierta masa crítica de pedidos en el inicio del sistema.
- El desarrollo de una interfaz gráfica de usuario que permita interactuar en tiempo real con el prototipo. Esta interfaz debería brindar como mínimo las siguientes funcionalidades:
 - Ingreso de pedidos al sistema, con sus datos pertinentes.
 - Selección de rutas a partir, permitiendo asignarlas a un vehículo.
 - Representación gráfica de un mapa de la zona de distribución y trazado de las distintas rutas sobre el mapa.
 - Notificación al usuario por parte del sistema de los momentos en que se encuentran mejores soluciones para darle al usuario la opción de tomar esa solución como nueva “solución actual”.

Bibliografía

- [BH04] R. Bent y P. Hentenryck. ***Scenario Based Planning for Partially Dynamic Vehicle Routing Problems with Stochastic Customers***. Operations Research, Vol. 52, No. 6, 2004.
- [G86] F. Glover. ***Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence***. Computers and Operations Research 5, 1986.
- [G89] F. Glover. ***Tabu Search – Part 1***. ORSA Journal on Computing, vol. 1, no. 3, 1989.
- [GJ79] Garey, M. and D. Johnson, ***Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness***, 1979
- [GL93] F. Glover y M. Laguna. ***Tabu Search***. Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems, Blackwell Scientific Publications, 1993.
- [GLS96] M. Gendreau, G. Laporte, y R. Seguin. ***A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with stochastic demands and customers***. Operations Research, 1996.
- [HTW95] A. Hertz, E. Taillard y D. de Werra. ***A Tutorial On Tabu Search***. Proc. of Giornate di Lavoro AIRO'95 (Enterprise Systems: Management of Technological and Organizational Changes), 1995.
- [O76] I. Or. ***Traveling Salesman-type Combinatorial Problems and Their Relation to the Logistics of Regional Blood Banking***. PhD thesis, Department of Industrial Engineering and Management Sciences, Northwestern University, Evanston, IL.

- [PKGR96] J. Y. Potvin, T. Kervahut, B. L. Garcia y J. M. Rousseau. ***The Vehicle Routing Problem with Time Windows; Part I: Tabu Search***. INFORMS Journal on Computing 8, 1996.
- [SOL] Marius M. Solomon, ***VRPTW BENCHMARK PROBLEMS***.
<http://web.cba.neu.edu/~msolomon/problems.htm>
- [TV02] P. Toth, D. Vigo, editors. ***The Vehicle Routing Problem***. SIAM monographs on discrete mathematics and applications, 2002
- [TV03] P. Toth y D. Vigo. ***The Granular Tabu Search and its Application to the Vehicle-Routing Problem***. Informs Journal on Computing, Vol. 15, No. 4, 2003.
- [VRPWEB] ***The VRP Web***. <http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/>