

**MODELO HEURISTICO PARA EL RUTEO DE VEHICULOS DE LA
EMPRESA SIDAUTO S.A.**

WILMER FERNEY PADILLA

MARIO ALFONSO DIAZ

CORPARACIÓN UNIVERSITARIA MINUTO DE DIOS

CENTRO REGIONAL SOACHA

TECNOLOGÍA EN LOGÍSTICA

SOACHA

2011

**MODELO HEURISTICO PARA EL RUTEO DE VEHICULOS DE LA
EMPRESA SIDAUTO S.A.**

WILMER FERNEY PADILLA

MARIO ALFONSO DIAZ

Trabajo de grado para optar por el titulo de tecnólogo en logística

MILTON MAURICIO HERRERA RAMIREZ

Ingeniero industrial

CORPARACIÓN UNIVERSITARIA MINUTO DE DIOS

CENTRO REGIONAL SOACHA

TECNOLOGÍA EN LOGÍSTICA

SOACHA

2011

Nota de aceptación

Presidente del Jurado

Jurado

Jurado

Soacha (2 de Septiembre de 2011)

AGRADECIMIENTOS

Especialmente quiero agradecer a mi mama, Leonor Gordillo, por su compañía y apoyo, pará la realización de este proyecto.

A mis padres José Díaz y Ana espinosa, tíos y demás familiares que me apoyaron en este paso y me dieron ánimos para logara alcanzar el objetivo

A mi director de proyecto ING. Milton Mauricio Herrera Ramírez. Por su colaboración y paciencia. Sin su supervisión, su ayuda invaluable y sus conocimientos técnicos en el área de optimización, no habría sido posible realizar este proyecto.

A todos mis profesores y compañeros de estudio, gracias por todos esos buenos momentos que compartimos durante este proceso de aprendizaje.

A mis amigos gracias por creer en mí y brindarme su apoyo, amistad y sabiduría; siempre estarán en mi corazón.

CONTENIDO

INTRODUCCION	7
1 MARCO TEÓRICO	16
1.1 METAHEURISTICA	16
1.2 Métodos metaheurísticos	17
1.3 Búsqueda local.....	18
1.4 Búsqueda Tabú	18
1.5 Búsqueda por entornos variable.....	19
1.6 Algoritmos genéticos.....	20
1.6.1 Búsqueda Dispersa.....	20
1.7 GRASP: Procedimiento de búsqueda miope, aleatorizada y adaptativo	21
1.8 Heurísticas en IA	22
1.8.1 Calificativo de “heurístico” en IA	22
1.8.2 Estrategia de la IA	23
1.9 Heurística en Optimización	23
1.10 Heurísticas Generales y Específicas	24
1.11 El problema de ruteo de vehículos	24
1.11.1 CVRP	26
1.11.2 MDVRP	27
1.11.3 PVRP	27
1.11.4 SDVRP.....	27
1.11.5 SVRP	28
1.11.6 VRPPD.....	28
1.11.7 MFVRP	29
1.11.8 VRPTW	29
1.12 Soluciones al problema de ruteo	30
1.12.1 Heurísticas tempranas	30
1.12.2 Métodos matemáticos	30
1.12.3 Métodos metaheurísticos	31
1.13 Otros problemas relacionados	35
2 MODELO HEURISTICO PARA LA ASIGNACIÓN DE VEHICULOS.	36
3 APLICACIÓN DEL PROCEDIMIENTO GENERAL PARA EL MODELO HEURÍSTICO DE RUTEO (ASIGNACIÓN) DE VEHÍCULOS DE LA EMPRESA	

SIDAUTO S.A.	40
4 CONCLUSIONES	47
BIBLIOGRAFIA	48

Lista de Gráficos:

Grafico 1: Ilustración de la familia de los VRP (22)

Grafico 2: Tabla de datos e información de las rutas (33)

Grafico 3: Grafica del inicio de la simulación de las rutas (34)

Grafico 4: Análisis de resultados de las asignaciones (35)

Grafico 5: Asignación de rutas y tipo de vehículo (36)

Grafico 6: determinación de rutas dependiendo el vehículo (37)

Gráfico 7: rangos óptimos de cada asignación y costos (39)

Gráfico 8: asignación de rutas para cada tipo de vehículo, costo de asignación (40)

Grafico 9: tipo de ruta y vehículo asignado (41)

LISTA DE FIGURAS:

Figura 1: Problemática actual del transporte 12

Figura 2: Esquema de funcionamiento actual 13

MODELO HEURISTICO PARA EL RUTEO DE VEHICULOS DE LA EMPRESA SIDAUTO S.A.

RESUMEN

El presente trabajo es un de análisis sobre la problemática del Transporte Público Colectivo en SIDAUTO S.A., servicio que presenta graves deficiencias que afectan a los usuarios, conductores, otros tipos de vehículos, propietarios, entes reguladores y en general a toda una ciudad. La operación del sistema no es óptima y los procesos de planeación y control son inadecuados y en algunos casos inexistentes.

Uno de los factores primordiales para una buena operación del servicio, es la planeación del mismo, especialmente la programación de los rodamientos o itinerarios que deben cumplir los vehículos de Transporte Público Colectivo, para satisfacer adecuadamente la demanda de pasajeros, minimizar los gastos de operación y maximizar las ganancias de los conductores y transportadores

Palabras Claves:

Transporte, asignación, ruteo, operaciones, software

ABSTRACT

This paper is an analysis on the issue of Public Transport in SIDAUTO SA, a service that has serious deficiencies that affect users, drivers, other vehicle owners, regulators, and in general to an entire city. The system operation is not optimal and the planning and control processes are inadequate and sometimes nonexistent.

One of the key factors for proper operation of the service is the planning of it, especially programming bearing or routes to be met by Public Transport vehicles to meet the demand of passengers, minimize operating expenses and maximize profits for drivers and carriers.

Keywords:

Transportation, assignment, routing, operations, software

INTRODUCCION

“El Transporte Público de pasajeros es un servicio primordial para toda ciudad; enlace entre las personas y el lugar en el que quieren estar. No produce bienes de consumo tangibles, pero hace posible que éstos se produzcan al trasladar diariamente a millones de trabajadores; no educa, pero lleva hasta los centros de estudio a miles de estudiantes; no proporciona diversión ni esparcimiento, pero apoya y hace posible el desarrollo de estas actividades” (Molinero y Sánchez, 1998). En el Transporte Público intervienen procesos de planeación, diseño, operación, administración y control, pero unos de los más descuidados, por lo menos en Colombia, son los procesos de planeación, de los cuales, la programación de rodamientos o itinerarios forma parte importante. La realización eficiente de este proceso, aunque no es la solución a todos los problemas del transporte, puede contribuir en gran manera a que se tenga un servicio eficiente, moderno y organizado.

La programación actual de rodamientos es un proceso manual y ajeno a la optimización. Por lo tanto, la problemática que se aborda en este trabajo, es el desarrollo de un modelo de optimización para la programación de rodamientos en vehículos de Transporte Público Colectivo. Para dicha optimización se hace necesario explorar diversas técnicas, que sean capaces de realizar procesos de optimización sobre problemas con varios objetivos conflictivos entre sí. El trabajo comprende el estudio de las características, componentes, restricciones y modo de operación actual del sistema, para lograr su caracterización. La investigación tecnológica que busca establecer una idea clara del estado del arte y de las opciones que se encuentran en el mercado y que pueden dar solución satisfactoria

al problema en estudio. Seguidamente, se formula el modelo que describe la esencia del sistema y caracteriza sus variables. Teniendo el modelo inicial que describe el problema es necesario entonces escoger la técnica de solución que nos permite encontrar los valores de las diferentes variables controlables del sistema para dar solución al problema planteado. Existen dos alternativas básicas para enfrentar la solución de problemas de optimización: herramientas basadas en los principios de la programación matemática y herramientas heurísticas y metaheurísticas fundamentadas en la lógica, la imitación de sistemas y el buen razonamiento. Luego se implementa la solución computacional (algoritmo) y se aplica a casos concretos para depurar los errores y obtener un modelo final que arroje resultados confiables.

Al hablar de programación de rodamientos o itinerarios para Transporte Público Colectivo es necesario mencionar que no existe mucha información teórica respecto al tema. Lo que existe está aplicado al modelo de transporte que se maneja en otros países, pero dadas las condiciones particulares que se presentan en Colombia, es difícil adaptar esa información a nuestro sistema. Tradicionalmente se ha manejado el Transporte Público desde un punto de vista empírico, regulado por normas emitidas por el Ministerio del Transporte, orientadas principalmente hacia los aspectos legales y las normas de tránsito. Todo lo relacionado con planeación, programación del servicio y control sobre la operación está basado en la experiencia y no hay escritos procedimientos ni métodos. Además debido a que todos los procesos se manejan manualmente y se carece totalmente de tecnología para el despacho y control del Sistema, es difícil establecer antecedentes, por lo menos en Colombia.

El esquema bajo el cual opera el Transporte Público en otros países es muy diferente al nuestro.

El transporte es un servicio público y por tal motivo en muchos países es subsidiado por el gobierno. Las empresas son realmente transportadoras, ya que son propietarias de todos los vehículos y contratan a los conductores para que cumplan su jornada laboral conduciendo diferentes vehículos de la empresa. Los conductores tienen un salario fijo que no depende de la movilización de pasajeros y la empresa se preocupa más por la calidad del servicio que por los ingresos económicos. Por el contrario en Colombia, la mayoría de las empresas de transporte, no son las propietarias de los vehículos; cada propietario tiene su conductor y le paga por porcentaje de acuerdo al movimiento de pasajeros. Este esquema de competencia desenfrenada genera un fenómeno conocido como la “*guerra del centavo*”, caracterizado porque los conductores luchan entre sí para movilizar la mayor cantidad de usuarios, sin importar los tiempos de recorrido, operando a velocidades peligrosas y pasando por alto la programación. En otros países y particularmente en Europa, los Sistemas de Transporte Público cuentan con tecnología de punta (sistemas de posicionamiento global, computador en el vehículo, comunicación entre el centro de control y cada uno de los buses, cámaras de video en los vehículos, paraderos donde los usuarios pueden sentarse cómodamente y reciben información actualizada de los vehículos que vienen en camino, sistemas de pago electrónico, etc.), que garantizan una mejor prestación del servicio, pero que representan costos muy elevados que pueden no estar al alcance de todas las empresas de transporte colombianas. La Administración Federal de Tránsito de los Estados Unidos publicó unos manuales (Pine et. al., 1998) que explican a profundidad como se deben realizar estas cuatro etapas para lograr una programación eficiente del servicio. Sin embargo, tanto en Estados Unidos como en Europa se maneja el mismo modelo de operación: como todos los vehículos son propiedad de la empresa de transporte, el proceso de asignación de vehículos es muy simple, porque se trata de utilizar el menor número de vehículos posible. La parte complicada es la asignación de conductores, porque deben respetarse unas jornadas de trabajo y tiempos de descanso, entonces se asigna a

un conductor para que conduzca un vehículo durante un tiempo, luego pasa a conducir otro y al terminar su jornada laboral se va para su casa.

Pero el vehículo está programado para trabajar todo el día, solo que va a tener diferentes conductores. En cambio en Colombia ese modelo es inaplicable, debido a que los vehículos no son propiedad de la empresa y el esquema de operación establece que cada vehículo tiene su conductor y este lo maneja durante todo el día. Ningún propietario permitiría que su vehículo fuera manejado por diferentes conductores. Entonces cuando se programa un vehículo se está programando con él al conductor y ya no se puede poner a trabajar el vehículo al máximo, porque hay que tener en cuenta los tiempos de descanso y almuerzo como si fueran parte del vehículo. Se podría decir que la diferencia fundamental entre el modelo de transporte colombiano y los modelos de otros países, es que en Colombia se programan vehículos y en el resto del mundo se programan conductores. Es por esa razón que la programación de itinerarios se maneja en el mundo como "*Bus driver scheduling Problem*" (Problema de programación de conductores de buses). Es un problema mundial que lleva más de 40 años de investigación y es de interés porque la programación eficiente puede representar grandes ahorros económicos a las empresas de transporte público.

En Colombia podríamos decir que sólo existen tres etapas: generación de viajes, asignación de vehículos y programación semanal. Eso quiere decir que se combina la asignación de vehículos con asignación de conductores, aumentando las restricciones, complicando el problema y por ende complicando también el modelo. Todo el proceso de programación de rodamientos o itinerarios se hace en forma manual y basada en la experiencia del encargado. Hay empresas que utilizan un método gráfico denominado "*Tabla Gantt*", pero también es un método empírico que consiste en ir introduciendo vehículos para cubrir las horas de

máxima demanda y luego irlos sacando de servicio a medida que la demanda disminuye. Es un método complejo porque cualquier variación implica construir de nuevo el gráfico. (Borndörfer et al., 2003).

Casi todos los problemas de transporte son problemas de decisión complejos por la variedad de variables que involucran, por la cantidad de beneficiarios que afectan (Usuarios, empresarios, conductores), y por el excesivo número de posibles soluciones (pero solo unas cuantas optimas o eficientes), así que es casi imposible que se encuentre la mejor solución con un método manual. Por eso desde hace más de 60 años se reconoció la necesidad de incluir procesos de optimización en los sistemas de transporte público (Borndorfer et. al., 1998). El problema de programación de vehículos en Transporte Público puede tener similitudes con otros problemas de asignación, tales como asignación de exámenes, asignación de aulas, etc. Este problema se resuelve con algoritmos genéticos en la tesis de doctorado de Fang (1994). Después de esta revisión de antecedentes se observa que plantear un modelo matemático para el problema de la programación de itinerarios de vehículos de transporte público en Colombia, es muy complejo, debido a las restricciones particulares del sistema. Se observa gran interés de los investigadores por aplicar métodos heurísticos, en particular algoritmos genéticos para problemas con restricciones tan fuertes y con múltiples objetivos. Los algoritmos genéticos no encuentran la mejor solución de todas, pero son capaces de entregar soluciones apropiadas en un tiempo inferior o comparable a los métodos matemáticos convencionales.

El Transporte Público Colectivo en un país en vía de desarrollado, es muy diferente del transporte en los países desarrollados, tanto en su infraestructura, operación, políticas, estructura interna, como en su filosofía. En Colombia el Transporte Público Colectivo es un servicio público en manos de particulares con

fueres intereses económicos. El Estado es el ente regulador, encargado de trazar las políticas del transporte público y de hacer cumplir las normas de tránsito. Los dueños de los vehículos los afilian a empresas de transporte y los conductores son contratados directamente por los dueños para trabajar por porcentaje. Así que es un sistema complejo en el cual intervienen muchos actores con intereses que pueden ser conflictivos entre sí. El gobierno no ha tenido políticas claras con respecto al transporte, ha sido débil ante los transportadores y ha permitido que los intereses particulares primen sobre el bienestar de la comunidad. Además ejerce su función como ente regulador del transporte en cada una de las ciudades a través de la Secretaría de Tránsito y Transporte, sobre empresas que operan de manera independiente sin un control efectivo. El secretario de Tránsito es una figura política que cambia constantemente, que generalmente no tiene una fuerte formación técnica en lo relacionado con el Transporte Público. En la figura 1 se observa una síntesis de la problemática actual del transporte público colectivo.

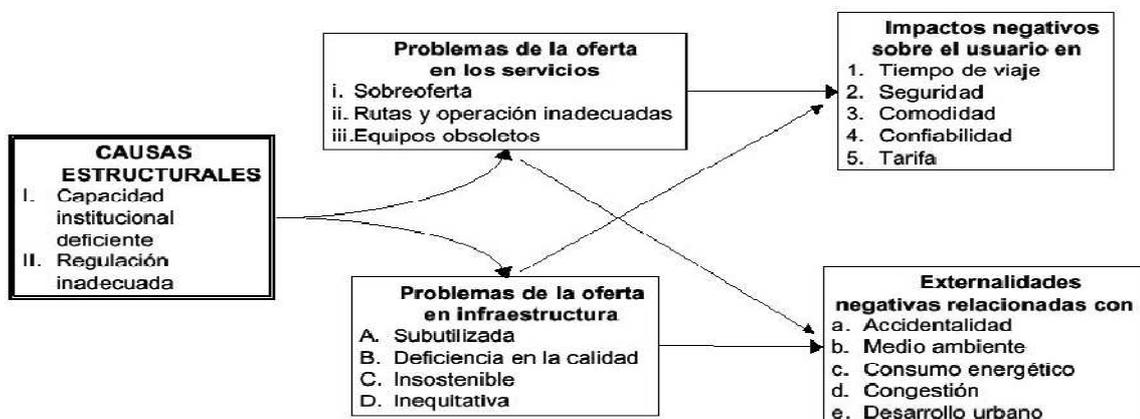


Figura 1. Problemática actual del Transporte.

Fuente: Documento CONPES 3260, Departamento Nacional de Planeación, 2006

Los sistemas de transporte público en Colombia, son por lo general, sistemas que utilizan vehículos de baja capacidad. Muchos de los vehículos comparten los mismos corredores viales, no existen trasbordos, sino que todas las rutas cubren

recorridos extensos. Ni siquiera hay coordinación entre las empresas que cubren las mismas rutas y no hay mucha tecnología para la operación y el control. La mayoría de las empresas de Transporte Público Colectivo Urbano no son en realidad empresas transportadoras, ya que no son propietarias de los vehículos, sino más bien son afiladoras o cooperativas que agrupan a una gran multitud de propietarios de vehículos que se afilian a una empresa en particular, para poder operar sus vehículos en las rutas de dicha empresa. Las rutas no corresponden a las necesidades de movilidad de los usuarios y existen rutas ilegales o no autorizadas por el gobierno. Además, las rutas autorizadas han sido modificadas de manera ilegal por las empresas (La Vial Ingenieros Ltda., 2001). La empresa afiladora simplemente cobra al dueño del vehículo una cuota única de afiliación denominada “cupó” y una cuota mensual de administración. Con esos dineros proporciona la infraestructura para el despacho y control de la operación en cada una de sus rutas. Sin embargo, dado que la empresa tiene garantizados sus ingresos por concepto de afiliación y administración, no se interesa mucho porque la operación sea eficiente y sus mecanismos de control son demasiado ineficaces.

De tal forma que para la empresa es mucho más importante aumentar la cantidad de vehículos afiliados que la movilización de pasajeros, la calidad del servicio y el cumplimiento de los itinerarios. Esa es la razón por la cual, con el aval del gobierno, han vinculado muchos más vehículos de los necesarios para atender la demanda y han generado una sobreoferta importante en el servicio, que ha generado muchos problemas, no solo para los usuarios, que deben pagar tarifas más altas, sino también para los propietarios y conductores, que han visto reducidos sus ingresos.

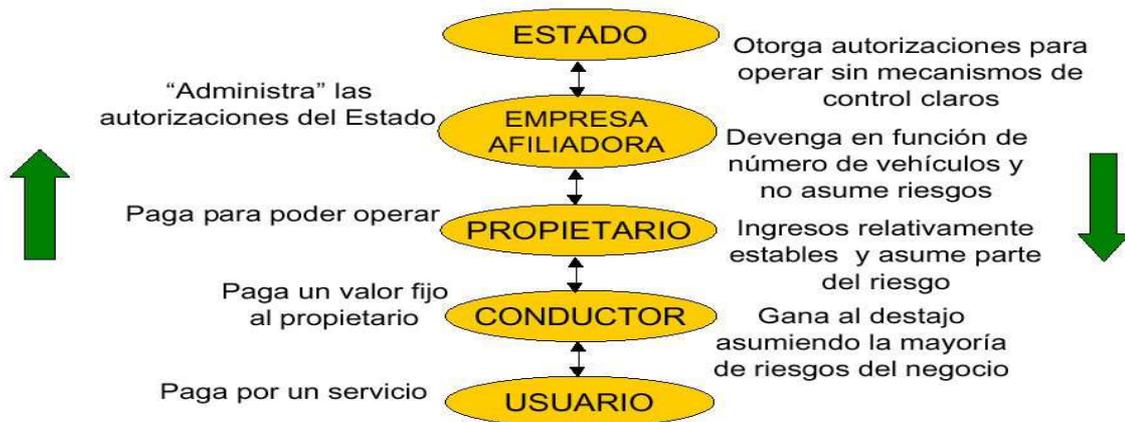


Figura 2. Esquema de funcionamiento actual.

Fuente: Documento CONPES 3260, Departamento Nacional de Planeación, 2006

El propietario deriva sus ingresos del pago que los usuarios hacen por el servicio y por tal motivo su principal interés es movilizar el máximo número posible de pasajeros para lograr un nivel mayor de ganancias. Para completar el panorama, el conductor del vehículo tiene un sueldo que depende también de la movilización de pasajeros, lo cual lo obliga a pasar largas jornadas de trabajo luchando contra los demás conductores para tratar de movilizar el mayor número de pasajeros posible. Eso quiere decir que el Transporte Público Colectivo Urbano está organizado con un esquema de competencia desenfrenada que se ha denominado “guerra del centavo” (Moller, 2001), en la cual los conductores hacen cualquier cosa por movilizar más pasajeros, por ejemplo: incumplen los itinerarios, no respetan paraderos, conducen a velocidades peligrosas, compiten contra otros vehículos, se quedan esperando pasajeros y sobornan a los despachadores para obtener turnos de despacho mejores.

Es por esto, que el objetivo general de la investigación es proponer un modelo de programación aplicando modelos heurísticos y metaheurísticos, que permita determinar las asignaciones óptimas, con el propósito de determinar el costo mínimo

en la programación de vehículos para la flota de la empresa SIDAUTO S.A. De este, se derivan los objetivos específicos siguientes:

Construir el marco teórico - referencial de la investigación, a partir de la consulta de la literatura científica internacional y nacional actualizada, principalmente sobre las temáticas: ruteo y transporte público seleccionados para esta investigación.

Comparar los principales métodos de ruteo para seleccionar el apropiado que permita plantear un modelo de asignación y programación.

Determinar la problemática y desarrollar metaheurísticas para proponer asignaciones óptimas que reflejen el mínimo costo.

Generar una propuesta de asignaciones para la flota de vehículos de SIDAUTO S.A para determinar los costos mínimos en las diferentes rutas.

El presente documento está organizado de la siguiente forma: en el capítulo 1 se presenta el marco teórico- referencial de la investigación, El capítulo 2 presenta el modelo conceptual y el procedimiento general para el ruteo de vehículos de la empresa Sidauto S.A., En el capítulo 3 Aplicación del procedimiento general para el modelo metaheurístico de ruteo de vehículos de la empresa Sidauto S.A.

1 MARCO TEÓRICO

1.1 METAHEURISTICA

Es un método heurístico para resolver un tipo de problema computacional general, usando los parámetros dados por el usuario sobre unos procedimientos genéricos y abstractos, de forma que sea eficiente. El nombre combina el prefijo griego "meta" ("más allá", aquí con el sentido de "nivel superior") y "heurístico" (de *επισκειν*, *heuriskein*, "encontrar"). El término metaheurística apareció por primera vez en el artículo semanal sobre búsqueda tabú de 1986 Fred Glover. Las metaheurísticas son estrategias generales para diseñar procedimientos heurísticos para resolver un problema de optimización mediante un proceso de búsqueda en un cierto espacio de soluciones y alternativas. Un problema de optimización consiste en encontrar, dentro de un conjunto x de soluciones factibles, la que optimiza una función $f(x)$ el problema del viajante de comercio o tsp, y que consiste en; dadas n ciudades con las distancias o costes entre ellas, encontrar la ruta de menor coste, es decir una permutación entre diferentes ciudades que minimiza la suma de las n distancias entre ciudades adyacentes en la ruta. En este problema se debe determinar la ruta de menor longitud que recorra parte de las ciudades con una cota superior para la suma de las distancias desde las ciudades no incluidas en el recorrido hasta la ciudad más cercana de la ruta el problema del viajante del comercio con clientes de recogida y entrega de mercancías. La ruta tiene que recorrer todos los clientes de recogida antes que los de entrega, partiendo y llegando al depósito o plataforma logística, para esto se abordan una VNS de forma exitosa. Una VNS es una aplicación en este caso al problema de rutas de arcos en los que las rutas deben recorrer todas

las aristas o arcos de un grafo o red. Para esto se debe determinar una de las siguientes opciones para determinar la solución y los parámetros del problema de ruteo en la empresa.

1.2 Métodos metaheurísticos

Según Osman y Kelly [74], Una metaheurística es un procedimiento iterativo con una estructura y unas reglas generales de funcionamiento que lo caracterizan, y que guía un método (normalmente un heurístico) subordinado combinando inteligentemente diversos conceptos para explorar los espacios de búsqueda, utilizando estrategias aprendidas para conseguir soluciones quasi-óptimas de manera eficiente. Según Glover y Laguna una Metaheurística se refiere a una estrategia maestra que guía y modifica otras heurísticas para producir soluciones más allá de aquellas que normalmente se generan en una búsqueda de óptimos locales.

En las metaheurísticas se intenta explorar de una forma más profunda las regiones más prometedoras a priori del espacio de soluciones, combinando búsquedas locales y recombinación de soluciones parciales. Una diferencia importante con las heurísticas clásicas es que pueden aceptar un pequeño empeoramiento de la función objetivo con la intención de conseguir posteriormente un beneficio mayor y escapar de mínimos locales en los cuales pudiera quedar atrapado el algoritmo. La calidad de las soluciones proporcionadas por estos métodos es generalmente bastante mayor que la de las soluciones obtenidas con las heurísticas clásicas, a cambio de un tiempo de cómputo mucho más elevado y una mayor complejidad algorítmica.

1.3 Búsqueda local

Una búsqueda local se basa en la idea de explorar las soluciones vecinas de aquella que tenemos en un momento dado. Para diseñar un procedimiento de búsqueda local, es necesario definir previamente un vecindario o entorno $N(S):N(S)$ = Conjunto de soluciones vecinas de S a las que se llega por un pequeño movimiento o cambio en $Sf(S)$ = Valor de la función objetivo en S Una búsqueda local inicia con una solución S_0 y se mueve en cada iteración t de una solución S_t de valor $f(S_t)$ a otra solución localizada en la vecindad $N(S_t)$. En muchos casos, S_t es la solución actual, pero algunos mecanismos multiarranque permiten reinicializar desde otro punto.

La vecindad $N(S_t)$ consiste de todas las soluciones que pueden alcanzarse desde S_t aplicando una transformación o un movimiento dado. La búsqueda finaliza con la mejor solución encontrada S_* cuando se satisface el criterio de parada, usualmente cuando se llega a un número de iteraciones dado o cuando se tienen varias iteraciones sin mejora ubicada en S^* .

1.4 Búsqueda Tabú

La búsqueda Tabú desarrollada por Glover y Laguna es la principal metaheurística dentro de lo que se conoce como programación mediante memoria adaptativa, que se caracterizan por ser métodos de búsqueda por entornos en los cuales se utiliza, de forma explícita, información acerca de los movimientos realizados con anterioridad. Los principales atributos de cada solución visitada son almacenados en una lista tabú por un determinado número de iteraciones, para evitar que estas soluciones sean visitadas nuevamente, y así evitar ciclos en la búsqueda. Un elemento del vecindario de la solución actual es declarado tabú si

alguno de sus atributos está en la lista tabú. Se realiza una búsqueda por entornos en la cual se desplaza en cada iteración a la mejor solución no tabú del vecindario de la solución actual utilizando un criterio determinístico. La búsqueda tabú ha sido utilizada exitosamente en la solución de diversos problemas de ruteo, por ejemplo Cordeau et al. presenta la descripción de la solución a problemas de ruteo periódicos y con ventanas de tiempo haciendo uso de algoritmos de búsqueda tabú. El algoritmo está catalogado en la literatura como uno de los más eficientes para resolver problemas de ruteo de vehículos, incluso se utiliza para comparar resultados con nuevos algoritmos.

1.5 Búsqueda por entornos variable

Otro algoritmo basado en vecindades es el de búsqueda por entornos variables desarrollado por Hansen y Mladenovic, (VNS: Variable Neighborhood Search). En este algoritmo se definen varias estructuras de vecindades; la búsqueda inicia en una estructura de vecindad definida y al localizar un mínimo local, se procede a la siguiente vecindad; la búsqueda reinicia en la primera vecindad cuando se encuentra una mejor solución S_* o cuando ya se exploraron todas las vecindades. En algunas ocasiones se pueden definir las vecindades anidadas, pero no es requisito para que el método trabaje.

Los algoritmos basados en búsquedas por entornos variables también han sido utilizados en resolver problemas de ruteo, entre algunos de los principales trabajos utilizando esta técnica podemos mencionar el de Ergun et al., Braysy para problemas con ventanas de tiempo y Hemmelmayr et al. Para problemas de ruteo periódicos. Las principales formas de definir los vecindarios son con movimientos

2-opt, Intercambios de vértices o cadenas de vértices entre rutas o movimientos de cadenas de vértices de una ruta a otra.

1.6 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son metaheurísticas clasificadas dentro de los métodos. Poblacionales, esto es, que involucran una población de soluciones. Las soluciones se consideran como cromosomas y se reproducen al someterse a procesos de cruzamiento o mutación. En el cruzamiento se toman dos soluciones padres de la población y se combinan para generar una o más soluciones hijas. La mutación generalmente es aleatoria y consiste en cambiar algún elemento de la solución.

Todos los elementos son evaluados y se consideran las mejores soluciones para pasar a la siguiente generación. Dentro de los algoritmos genéticos aplicados en la resolución de problemas de ruteo de vehículos destaca la propuesta de Prins, quien transforma las soluciones de un VRP en soluciones del TSP eliminando las visitas al depósito por todas las rutas, opera con este tour gigante para cruzamientos y mutaciones y luego, transforma el problema en uno de la ruta más corta para poder obtener soluciones factibles para el VRP. Este algoritmo es citado en la literatura como uno de los algoritmos con mejores resultados para el VRP.

1.6.1 Búsqueda Dispersa

Dentro de las búsquedas por poblaciones podemos mencionar también la búsqueda dispersa (SS: Scatter Search) desarrollada por Glover, Laguna y Martí. La búsqueda dispersa es un metaheurística evolutiva que opera sobre un conjunto de soluciones, que la literatura refiere como el conjunto de referencia: RefSet. La evolución del RefSet se logra a través de la combinación de soluciones de referencia para obtener soluciones de prueba.

El RefSet es un conjunto de “buenas” soluciones encontradas durante la búsqueda, en este caso “buenas soluciones” no se limita solo a la calidad de la solución, medida por el valor de la función objetivo. Por ejemplo, una solución puede ser buena, ya que proporciona diversidad con respecto a otras soluciones en el conjunto de referencia. Algunas implementaciones de SS dividen el RefSet en dos subconjuntos que contribuyen con calidad de la solución y diversidad.

1.7 GRASP: Procedimiento de búsqueda miope, aleatorizada y adaptativo

Esta metaheurística (GRASP por sus siglas en inglés: Greedy Randomized Search Procedure) es un proceso iterativo, donde cada iteración consiste en dos fases: construcción y búsqueda local. En la primera fase se construye una solución inicial factible y, a partir de ésta, se explora una vecindad en la fase de búsqueda local, obteniendo un óptimo local. El resultado es la mejor solución sobre todas las iteraciones. La fase de construcción de GRASP es un proceso iterativo donde, en cada iteración, los elementos que no pertenecen a la solución parcial se evalúan por una función “miope”, la cual estima el beneficio de incluirlos en la solución parcial.

Estos elementos se ordenan por su valor estimado y los mejores se incluyen en una lista restringida de candidatos (RCL) y uno de ellos, escogido aleatoriamente, es el que se incluye en la solución actual. El tamaño de la lista candidata se limita por un parámetro dado y el proceso termina cuando se genera una solución factible. Las soluciones generadas por la fase de construcción no tienen garantía de ser óptimos, por lo que usualmente se aplica un proceso de búsqueda local para mejorar esta solución inicial. Se reemplaza sucesivamente la solución actual con la mejor encontrada hasta que no se encuentren mejores soluciones.

1.8 Heurísticas en IA

En Inteligencia Artificial (IA) se emplea el calificativo heurístico, en un sentido muy genérico, para aplicarlo a todos aquellos aspectos que tienen que ver con el empleo de conocimiento en la realización dinámica de tareas. Se habla de heurística para referirse a una técnica, método o procedimiento inteligente de realizar una tarea que no es producto de un riguroso análisis formal, sino de conocimiento experto sobre la tarea.

1.8.1 Calificativo de “heurístico” en IA

La idea más genérica del término heurístico está relacionada con la tarea de resolver inteligentemente problemas reales usando conocimiento. El término heurística proviene de una palabra griega con significado relacionado con el concepto de encontrar y se vincula a la supuesta exclamación (Eureka) de Arquímedes al descubrir su famoso principio. La concepción más común en IA es interpretar que heurístico es el calificativo apropiado para los procedimientos que, empleando conocimiento acerca de un problema y de las técnicas aplicables, tratan de aportar soluciones (o acercarse a ellas) usando una cantidad de recursos (generalmente tiempo) razonable. En especial, se usa el término heurístico para

referirse a un procedimiento que trata de aportar soluciones a un problema con un buen rendimiento, en lo referente a la calidad de las soluciones y a los recursos empleados.

1.8.2 Estrategia de la IA

En la resolución de problemas específicos han surgido procedimientos heurísticos exitosos, de los que se ha tratado de extraer lo que es esencial en su éxito para aplicarlo a otros problemas o en contextos más extensos. Como ha ocurrido claramente en diversos campos de la IA, en especial con los sistemas expertos, esta línea de investigación ha contribuido al desarrollo científico del campo de las heurísticas y a extender la aplicación de sus resultados. Estas estrategias generales para construir algoritmos, que quedan por encima de las heurísticas, y van algo más allá, se denominan metaheurísticas. Las Metaheurísticas en IA, las metaheurísticas son estas estrategias generales para construir algoritmos, que quedan por encima de las heurísticas, y van algo más allá, se denominan metaheurísticas. Son el resultado de la estrategia general de la inteligencia artificial al aplicarla a las heurísticas.

1.9 Heurística en Optimización

En un problema de optimización, aparte de las condiciones que deben cumplir las soluciones factibles del problema, se busca la que es óptima según algún criterio de comparación entre ellas. En optimización matemática (y en I.O.), el termino heurístico se aplica a un procedimiento de resolución de problemas de optimización con concepción diferente; se califica de heurístico a un procedimiento para el que se tiene un alto grado de confianza en que encuentra soluciones de alta calidad con un coste computacional razonable, aunque no se garantice su optimización o su factibilidad, e incluso, en algunos casos, no se llegue a establecer lo cerca que se está de dicha situación. El calificativo "Heurístico" en IO. En Optimización Matemática (y en I.O.), se usa el calificativo heurístico en contraposición a exacto, que se aplica los procedimientos a los que se les exige

que la solución aportada sea óptima y factible. Una solución heurística de un problema es la proporcionada por un método heurístico, es decir, que aquella solución sobre la que se tiene cierta confianza que es factible y óptima, o que alcanza un alto grado de optimización y/o factibilidad.

1.10 Heurísticas Generales y Específicas

Una heurísticas para resolver un problema de optimización pueden ser más generales o específicas que otras. Los métodos heurísticos específicos deben ser diseñados a propósito para cada problema, utilizando toda la información disponible y el análisis teórico del modelo.

Los procedimientos específicos bien diseñados suelen tener un rendimiento significativamente más alto que las heurísticas generales. Las heurísticas más generales, por el contrario, presentan otro tipo de ventajas, como la sencillez, adaptabilidad, robustez....Sin embargo, las heurísticas generales emanadas de las metaheurísticas pueden mejorar su rendimiento utilizando recursos computacionales y estrategias inteligentes.

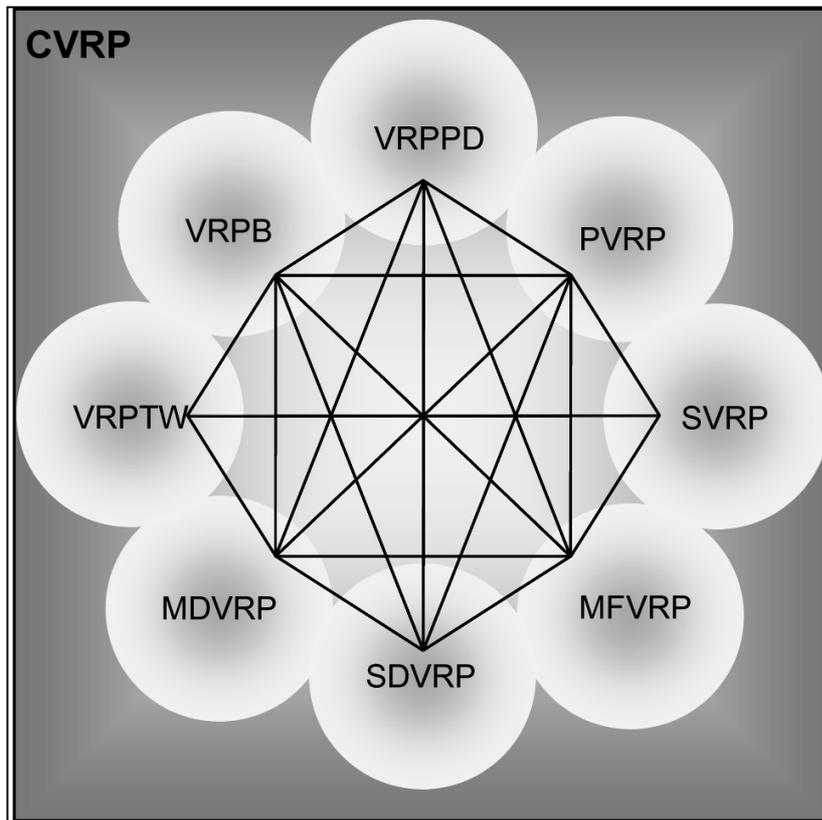
1.11 El problema de ruteo de vehículos

Centrados en el problema de distribución, en el que se enmarca en el presente, es importante recurrir a la afirmación de Toth y Vigo (2000): .El problema de distribuir productos desde ciertos depósitos a sus usuarios finales juega un papel central en la gestión de algunos sistemas logísticos, y su adecuada planificación puede significar considerables ahorros.

Esos potenciales ahorros justifican en gran medida la utilización de técnicas de investigación operativa como facilitadoras de la planificación, dado que se estima que los costos del transporte representan entre el 10% y el 20% del costo final de los bienes. Dentro de este problema de transporte es necesario determinar el tipo de recurso a utilizar, la cantidad y las rutas a seguir, lo que se denomina problema de ruteo, y es tratado en la literatura como el problema del agente viajero (TSP, por las siglas en inglés de Traveling Salesman Problem), o en términos generales, para problemas con capacidad definida (Machado et al., 2002), es generalizado el VRP (Olivera, 2004). El ruteo de vehículos (VRP) es un problema de optimización combinatoria complejo, considerado ya un paradigma en la literatura especializada (Hermosilla y Barán, s/f), que surgió, según Olivera (2004), desde 1959. Este tipo de situación, como se había mencionado anteriormente, es una generalización del problema del agente viajero, el mismo que puede ser explicado de la siguiente manera.

Existe un agente de ventas que debe visitar a sus clientes ubicados en diferentes ciudades y luego volver a su ciudad de partida, y dicha actividad debe ser llevada a cabo con el menor costo posible (Ahuja *et al.*, 1993); según Hermosilla y Barán (s/f) el costo de la ruta puede estar dado por la duración total de la misma (en tiempo o distancia). El problema de ruteo de vehículos se representa en un grafo con nodos y arcos, los cuales representan la ubicación de los clientes y la red vial por la cual pueden circular los vehículos. Una recopilación de técnicas exactas de solución existentes para los problemas de ruteo de vehículos puede encontrarse en Laporte (1992); no obstante los de gran dimensión resultan imposibles de solucionar en tiempo polinomial, por lo que el VRP se denomina NP-hard (Machado *et al.*, 2000; Olivera, 2004), donde no es posible alcanzar una solución óptima, y, dependiendo de las características especiales de clientes, locaciones y producto/servicio, requiere la elaboración de una metodología de solución específica con la cual sea posible aproximarse lo mejor posible al óptimo.

A continuación se ilustra una imagen de la familia de los VRP la cual se explica cada término representado en la imagen a continuación de esta.



1.11.1 CVRP

(Capacited VRP), es el VRP más general y consiste en uno o varios vehículos con capacidad limitada y constante encargados de distribuir los productos según la demanda de los clientes (Olivera, 2004; Lee *et al.*, 2002). Este problema ha sido resuelto mediante búsqueda Tabú (Olivera, 2004; Rego,s/f), algoritmos genéticos (Machado *et al*, 2002; Machado *et al.*, 2003 (a); Olivera, 2004), algoritmos de colonias de hormigas (Olivera, 2004), *Constraint programming* (Shaw, 1998) y

algoritmos híbridos de recocido simulado y algoritmos genéticos (Wendt y König, s/f).

1.11.2 MDVRP

(Multi-Depot VRP), o VRP con múltiples depósitos es un caso de ruteo de vehículos en el que existen varios depósitos (cada uno con una flota de vehículos independiente) que deben servir a todos los clientes, caso resuelto por Tansini *et al.*, (s/f) mediante técnicas de cluster first, routen second, que serán descritas posteriormente.

1.11.3 PVRP

(Period VRP), contempla en su planteamiento un horizonte de operación de M días, periodo durante el cual cada cliente debe ser visitado una vez, problema propuesto por Francis *et al.*, (2004) y resuelto por los mismos autores mediante relajación lagrangiana.

1.11.4 SDVRP

(Split Delivery VRP), o VRP de entrega dividida, donde se permite que un cliente pueda ser atendido por varios vehículos si el costo total se reduce, lo cual es importante si el tamaño de los pedidos excede la capacidad de un vehículo, (Lee *et al.*, 2002; Archetti *et al.*, 2001), resuelto en 2002 por Lee *et al.*

1.11.5 SVRP

(Stochastic VRP), se trata de un VRP en que uno o varios componentes son aleatorios; clientes, demandas y tiempos estocásticos son las principales inclusiones en este tipo de problemas. El SVRP ha sido resuelto por Bianchi *et al.*, (s/f) a través de búsqueda Tabú, recocido simulado, algoritmos de colonias de hormigas, algoritmos genéticos y otros algoritmos evolutivos.

1.11.6 VRPPD

(VRP Pickup and Delivery), o VRP con entrega y recogida, es aquel en el que cabe la posibilidad de que los clientes pueden devolver determinados bienes, por tanto, se debe tener presente que estos quepan en el vehículo. Esta restricción hace más difícil el problema de planificación y puede causar una mala utilización de las capacidades de los vehículos, un aumento de las distancias recorridas o a un mayor número de vehículos (Volkan, 2005; Dethloff, 200; Halse, 1992; Gendreau *et.al.*, 1994; Min, 1989). Una forma de solucionar el VRPPD mediante la utilización de algoritmos genéticos fue propuesta por Volkan en 2005, quien afirma que si este problema incluye la restricción de culminar todas las entregas antes de iniciar las recogidas se da lugar a un VRP con *backhauls* o VRPB, variación del VRP estudiada por Charlotte y Goetschalckx (1998).

1.11.7 MFVRP

(Mix Fleet VRP), es un VRP en el que se suponen vehículos con distintas capacidades o capacidad heterogénea, por lo que es necesario considerar estas capacidades en la ruta que seguirá cada recurso, ya que un camión más grande podrá realizar una ruta más larga o que tenga mayor concentración de demanda, lo cual fue estudiado inicialmente por Liu y Shen (1999) y posteriormente resuelto por Barchett y Campion mediante Búsqueda Tabú en 2002.

1.11.8 VRPTW

(VRP with Time Windows), es aquel en el que se incluye una restricción adicional en la que se asocia a cada cliente una ventana de tiempo, es decir, cada cliente sólo está dispuesto a recibir el bien o servicio durante un intervalo de tiempo predeterminado; este tipo de problema ha sido resuelto por diferentes autores, entre los que vale la pena mencionar a Olivera (2004), quien presenta una solución mediante búsqueda Tabú, Gendreau *et al.* (1998) proponen una heurística de inserción; Olivera (2004), Vacic (2002), Bräysy (2001), Zhu (2000) y Louis *et al.* (1999) lo resuelven con algoritmos genéticos y Barán y Schaerer (2003) y Gambardella *et al.*, (1999) presentan una propuesta a través de algoritmos de colonia de Hormigas.

1.12 Soluciones al problema de ruteo

El problema ha tratado de resolverse por diferentes métodos, pero debido a que no es el mismo problema del transporte en Colombia no se dan detalles respecto a cada una de esas soluciones. Sin embargo, los métodos utilizados se podrían agrupar cronológicamente de la siguiente forma.

1.12.1 Heurísticas tempranas

Fueron la primera aproximación al problema. Se basan en heurísticas porque los computadores no estaban muy desarrollados y los métodos matemáticos tampoco. El objetivo es buscar la mejor solución inicial posible y hacerle algunos refinamientos. Uno de los primeros sistemas que apareció fue TRACS (*Techniques for Running Automatic Crew Scheduling*) desarrollado en la Universidad de Leeds desde 1967 (Parker y Smith, 1981). También se desarrolló RUCUS (*RUn CUtting and Scheduling*) a finales de los años sesenta (Bodin et al., 1985). En los años setenta se desarrolló en Hamburgo HOT (*Hamburg Optimisation Techniques*) que fue muy popular en Alemania (Taha, 1997). COMPACS (*COMPUter Assisted Crew Scheduling*) fue desarrollado en los ochenta e incorporado al paquete de programación BUSMAN.

1.12.2 Métodos matemáticos

El problema de asignación de conductores puede formularse como un problema de programación lineal entera con dos modelos: “*Set Covering*” y “*Set partitioning*”,

cuya formulación matemática se puede consultar en Li, (2002). El problema con estos modelos es que el número de rutinas es demasiado grande para encontrar una solución, por lo cual se combinan con heurísticas para reducir la magnitud del problema o se descompone en subproblemas más sencillos. A finales de los años 70 se desarrolló IMPACS (*Integer Mathematical Programming for Automatic CrewScheduling*) instalado en Londres en 1984 (Wren y Smith, 1988). Luego apareció TRACS II como una nueva generación de software para programación de conductores. HASTUS (Blais y Rousseau, 1988) es un paquete comercial dividido en módulos que realiza todo el proceso de programación. En 1992 se presentó EXPRESS (Falkner y Ryan, 1992) un sistema desarrollado especialmente para Nueva Zelanda.

1.12.3 Métodos metaheurísticos

Nuevos investigadores han hecho una mezcla entre las técnicas de inteligencia artificial y métodos de investigación de operaciones para tratar de encontrar soluciones óptimas. Esto se hace necesario en vista de que la programación de itinerarios o rodamientos es un problema en el cual las variables de decisión deben definirse dentro de un espacio discreto, pero en el que el número de alternativas posibles es equivalente a todas las posibles combinaciones de todos los posibles valores de las variables.

Estos problemas se han definido como problemas combinatoriales y en la última década se han realizado numerosas propuestas de métodos de optimización explícitos para este tipo de problema. Los métodos para resolver problemas combinatoriales pueden clasificarse en exactos y heurísticos. Los exactos

garantizan encontrar el óptimo global, pero hay muy pocas aplicaciones en la literatura, debido a su ineficiencia por la alta dimensionalidad que debe manejarse. Los heurísticos o metaheurísticos solo permiten aproximarse a los óptimos globales pero son más eficientes y flexibles.

Los métodos heurísticos siguen en general una de las dos estrategias básicas: “divide y vencerás” y mejora iterativa. Los métodos que siguen la primera, dividen apropiadamente el problema en subproblemas de tamaño más manejable y luego juntan las subsoluciones. Los que siguen la segunda, comienzan con una configuración conocida del sistema, aplican luego una operación estándar de reasignar a todas las partes del sistema en turno, hasta que se descubre una configuración que mejore la función objetivo. La configuración re-asignada se convierte en una nueva configuración del sistema y el proceso continúa hasta que no pueda obtenerse mejoras. Esta búsqueda puede quedarse en un óptimo local por eso es recomendable hacer el proceso varias veces comenzando desde diferentes configuraciones generadas aleatoriamente y salvar los mejores resultados.

Lo anterior, bastante complejo por la alta dimensionalidad de los problemas, se vuelve aún más, cuando se desean optimizar varios objetivos simultáneamente. A los problemas inherentes a la optimización Multiobjetivo debe sumárseles un mayor costo y dificultad computacional. Diferentes métodos exactos y meta heurísticos pueden adaptarse a varios problemas OCMO (*Optimización combinatorial Multiobjetivo*) para generar soluciones eficientes, pero no siempre es fácil. El desarrollo de métodos para resolver problemas OCMO, es relativamente reciente. Algunos aportes básicos fueron:

Schaffer (1984) y Srinivas y Kalyanmoy (1994) propusieron métodos Multiobjetivobasados en algoritmos genéticos. Serafini (1992) ha propuesto

algoritmos similares basados en recocido simulado y sugiere su uso en OCMO. La diferencia con los algoritmos clásicos de recocido simulado para un solo objetivo, fue el uso de reglas de agregación ponderada de valores de los objetivos. Jazzkiewicz (1996) propuso también un método basado en recocido simulado que denominó "recocido simulado de Pareto". El método trata de combinar las ventajas de los métodos interactivos y los métodos con articulación de preferencias a posteriori. El método genera una muestra de soluciones aproximadamente eficientes con un procedimiento de recocido simulado Multiobjetivo y luego hace un análisis del conjunto de soluciones generado con un procedimiento interactivo para problemas con muchas alternativas finitas.

Algunos de esos métodos son:

Recocido simulado (RS): La característica esencial de este método es perturbar una alternativa seleccionada aleatoriamente. Esta perturbación producirá una nueva alternativa que reemplazará a la anterior. El reemplazo será aceptado o no en función de alguna regla de decisión. El proceso se repite iterativamente hasta que se considere que se llegó al óptimo. El método se basa en el método "recocido simulado" realizado en mecánica estadística, para encontrar el límite inferior de energía de un material.

Búsqueda Tabú: Método propuesto por Glover (1989) como una técnica iterativa que escapa de óptimos locales aceptando soluciones no tan buenas, y moviéndose paso a paso hacia una solución lo más cercana posible a un óptimo global (Glover y Laguna, 1997). Se desarrolló HACS (Shen y Kwan, 2001) un sistema que aplica búsqueda Tabú al problema de la asignación de conductores. La búsqueda tabú, al contrario de otros métodos que tratan de escapar de los

óptimos locales aleatoriamente, utiliza una búsqueda inteligente basada en formas sistemáticas.

Algoritmos Genéticos: Se basan en los mecanismos de la genética y la selección natural. Se han propuesto algoritmos genéticos para resolver problemas de “set covering” y “set partitioning” (Chu y Beasley, 1995). Los han aplicado a la asignación de conductores (Kwan et al., 2001) y (Dias et al., 2001). Son aproximaciones al problema de asignación de conductores, pero para aplicarlo al Transporte Público Colombiano, es necesario hacer un modelo de asignación de vehículos.

Colonias de hormigas: Los estudios sobre las colonias de hormigas muestran que ellas logran determinar caminos cortos hacia fuentes de alimentos a través de la búsqueda semi-aleatoria de un grupo de hormigas que depositan feromonas. La feromona depositada constituye la información que permite la coordinación de los esfuerzos del enjambre en busca de comida; una hormiga está más inclinada a seguir una trayectoria cuanto más fuerte sea el rastro de feromona depositada en ella. ¿Cómo ayuda esto a encontrar el camino más corto a la comida? Pues resulta que la hormiga que da con la comida primero (presumiblemente porque encontró un camino más o menos corto hacia el alimento) también es la primera en depositar el doble de feromona sobre una trayectoria al seguir ésta en su camino de vuelta a la colonia.

Otras hormigas preferirán ligeramente esta trayectoria en comparación con otras que solo cuentan con la mitad de feromona en ellas, y al hacerlo intensifican el rastro de feromona haciendo la ruta aún más atractiva para nuevas hormigas. Como al principio el rastro de feromona no es muy fuerte, las primeras hormigas que siguen el camino hacia la comida pueden desviarse y encontrar atajos dentro del mismo, con lo que se perfecciona la solución propuesta. Eventualmente la

mayor parte de hormigas siguen el camino hasta agotar la fuente de alimento. Wren (1997) aplicó este método a la programación de conductores.

1.13 Otros problemas relacionados

Muchos de los esfuerzos en el área de transporte se han orientado a la solución del problema de “ruteo de vehículos (*Vehicle Routing Problem*)”, que consiste en buscar los recorridos óptimos en las rutas de transporte para optimizar los recursos. Este problema se presenta en las empresas de transporte de mercancías, que deben entregar y recoger productos en diferentes sitios y se trata de buscar cuál es la ruta óptima para esos recorridos. En Mauttone (2004) se presenta el estado del arte respecto a modelos y algoritmos para el problema de optimización de rutas. Hay trabajos como el de Machado et al (2000) que plantean el problema y lo resuelven utilizando algoritmos genéticos combinados con heurísticas. También Gruttner (2001) aborda el problema para generar nuevas rutas en sistemas de transporte público utilizando algoritmos genéticos. Kocjan (2001) reseña los métodos heurísticos que se pueden aplicar a este problema, aplicándolo a trenes. Aunque este no es el problema que se está tratando de resolver, las soluciones que se plantean dan una luz de posibles métodos que se adaptarían al problema de programación de vehículos.

El otro problema posterior a la programación de los despachos para un día es la asignación de la programación para una semana o un mes. Este proceso se conoce como “*Crew scheduling*” o “*rostering*” y también se han propuesto diferentes soluciones a este problema (Caprara, 1995), tales como Grobner (1998) que utiliza un algoritmo genético híbrido. Normalmente, se hace primero la programación y después la asignación semanal, pero algunos autores están trabajando en la combinación de esos procesos (Wren,1997), (Huisman, 2004). El problema de programación de vehículos en Transporte Público puede tener

similitudes con otros problemas de asignación, tales como asignación de exámenes, asignación de aulas, etc. Este problema se resuelve con algoritmos genéticos en la tesis de doctorado de Fang (1994).

Después de esta revisión de antecedentes se observa que plantear un modelo matemático para el problema de la programación de itinerarios de vehículos de transporte público en Colombia, es muy complejo, debido a las restricciones particulares del sistema. Se observa gran interés de los investigadores por aplicar métodos heurísticos, en particular algoritmos genéticos para problemas con restricciones tan fuertes y con múltiples objetivos. Los algoritmos genéticos no encuentran la mejor solución de todas, pero son capaces de entregar soluciones apropiadas en un tiempo inferior o comparable a los métodos matemáticos convencionales. Hay una nueva tendencia en los algoritmos genéticos que se llama MOGA (*MultiObjective Genetics Algorithms*) que trata de utilizar algoritmos genéticos para resolver problemas de múltiples objetivos (Coello, 2002). Se estudiarán este tipo de algoritmos para diseñar uno apropiado al problema en cuestión.

2 MODELO HEURISTICO PARA LA ASIGNACIÓN DE VEHICULOS.

Partiendo del análisis y estudio del marco teórico – referencial de la investigación y de las conclusiones expuestas, quedó evidenciada la necesidad de aportar soluciones al problema científico que la originó. En tal sentido, se propone un modelo heurístico con carácter y un procedimiento general con sus procedimientos específicos asociados, que permitan la programación y ruteo (asignación) de vehículos de la empresa SIDAUTO S.A.

MODELO MATEMATICO

Si se supone que existen m tipo de vehículos y cada uno de ellos tiene cierta cantidad de recursos disponibles y existe n rutas que deben llevarse a cabo, el problema de asignación puede plantearse de la siguiente forma:

FUNCIÓN OBJETIVO

Dado lo anterior la función objetivo que pretende minimizar los costos queda planteada de la siguiente forma:

Minimizar

$$\text{MIN } W = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij}$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^n r_{ij} x_{ij} \leq b_i \quad i=1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad j= 1, \dots, n$$

$$X_{ij} = (1 \text{ si el } i \text{ ejecuta la } j \text{ tarea } 0 \text{ en otro caso})$$

b_j : tipo de vehículo para el i - ruta

r_{ij} : número de rutas i – necesarios para realizar la j tarea.

C_{ij} : Costo para que la ruta i – lleve a cabo la j tarea.

Restricciones

El primer conjunto de restricciones asegura que no se utilizan más recursos de los que están disponibles para cada ruta; el segundo conjunto de restricciones afianza el hecho que cada uno de las rutas se le asigne un tipo de vehículo.

$$\sum_{i=1}^n r_{ij} x_{ij} \leq b_i \quad i=1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad j=1, \dots, n$$

$x_{ij} = (1 \text{ si el } i \text{ ejecuta la } j \text{ tarea } 0 \text{ en otro caso})$

Planteamiento del problema

Lo que se quiso plantear para la compañía SIDAUTO S.A. es un modelo heurístico de asignación y a su vez se podría decir que también influenciado por el ruteo, dando como planteamiento un problema de asignación de ruta a un tipo de vehículo o podría verse también del modo contrario un tipo de vehículo para una determinada ruta. Los datos se soportan en la siguiente tabla donde muestra los tres (3) tipos de vehículos que maneja la compañía SIDAUTO S.A. dando a conocer los datos de cada vehículo con respecto a las rutas que se manejan en la empresa, y por lo cual se realizó la asignación respectiva a tres (3) rutas respectivamente con su tipo de vehículo el cual veremos en el siguiente capítulo donde se mostraran los respectivos resultados a la aplicación que se desarrollo

Tabla de datos

origen	destino	colectivo	buseta	artículo(microbús)	vehículos disponibles
suba	Germania	58	39	1,3	40
verbenal	Germania	50	90	1,15	80
verbenal	primavera (bosa)	80	30	1,1	45
club cafam	primavera(bosa)	75	55	2,15	35
Unicentro	Engativá	38	80	1	70
aures suba	bosa	51	70	1,05	60
verbenal	Engativá	54	50	1,3	20
verbenal	Perdomo	73	35	1,35	55
monjes	galán	46	35	1,25	25
álamos	concordia	36	35	1,2	65
cedritos	villas de granada	44	50	1,15	40
Perdomo	centro andino	47	45	1,35	33
serafina	los cerezos	51	45	1,1	28
Fontibón	granahorrar	34	60	1,09	36
castilla	granahorrar	30	59	1,05	42
granahorrar	Perdomo	50	57	1	47
granahorrar	galán	30	48	1,1	20
chico	Valladolid	40	39	1,45	15
Engativá	serafina	49	55	1,25	19
s.f. del tinal	centro andino	44	58	1,15	63
club cafam	Germania	54	1,14	2	29

3 APLICACIÓN DEL PROCEDIMIENTO GENERAL PARA EL MODELO HEURÍSTICO DE RUTEO (ASIGNACIÓN) DE VEHÍCULOS DE LA EMPRESA SIDAUTO S.A.

Se decidió orientar la comprobación computacional hacia la asignación de rutas a tres (3) tipos de vehículos; a través de la técnica de estudios de caso. Con esto se demostró la viabilidad y validez del instrumento metodológico desarrollado contribuyendo en algunos casos al ahorro de tiempos y costos, y en general a la asignación y ruteo de SIDAUTO S.A.

MODELACION EN WINQSB

NET Problem Specification

Problem Type

- Network Flow
- Transportation Problem
- Assignment Problem
- Shortest Path Problem
- Maximal Flow Problem
- Minimal Spanning Tree
- Traveling Salesman Problem

Objective Criterion

- Minimization
- Maximization

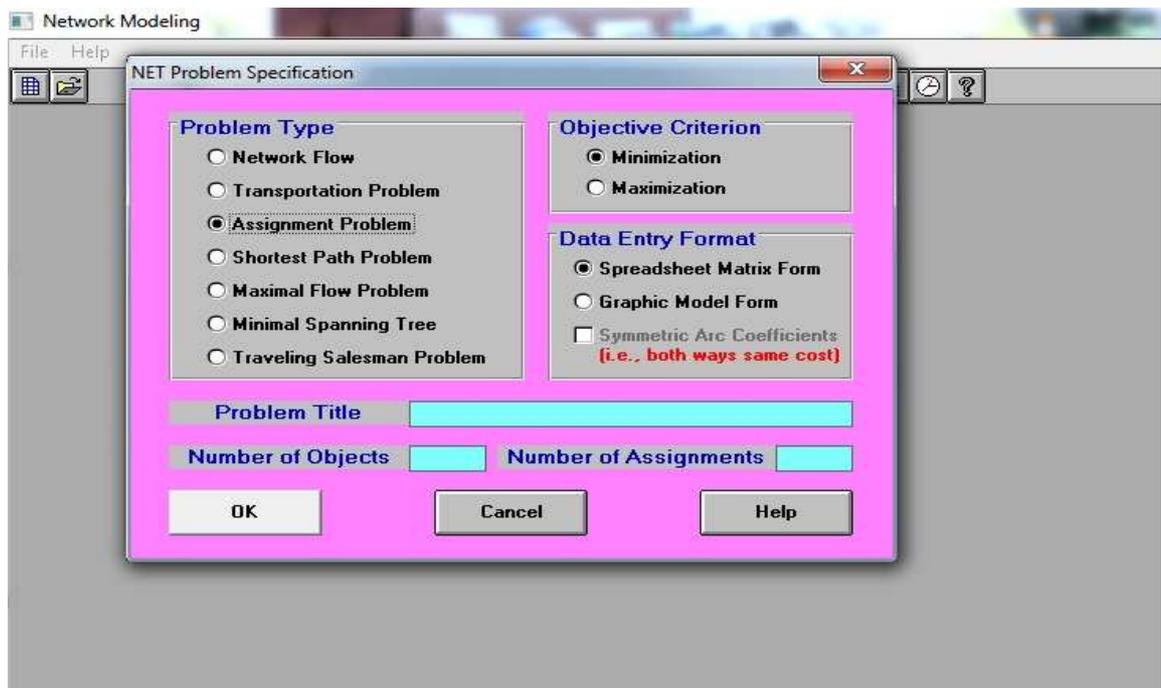
Data Entry Format

- Spreadsheet Matrix Form
- Graphic Model Form
- Symmetric Arc Coefficients
(i.e., both ways same cost)

Problem Title SIDAUTO S.A.

Number of Objects 3 **Number of Assignments** 3

OK Cancel Help



Seleccionamos el software winqsb y elegimos el modulo Network Modeling
En el módulo Network Modeling elegimos el problema de asignación (Assignment Problem) y colocamos los datos a tratar y colocamos el nombre del proyecto que queramos, seleccionamos lo que vallamos a hacer si minimizar o maximizar como se muestra en la imagen.

ANALISIS DE RESULTADOS DE LAS ASIGNACIONES

From \ To	colectivo	buseta	articulado
ruta 1	58	39	1.30
ruta 2	50	90	1.15
ruta 3	80	30	1.10

A continuación nos muestra una tabla donde ingresamos nuestros datos como podemos ver tenemos tres (3) rutas y tres (3) tipos de vehículos con sus respectivos valores donde realizaremos las respectivas asignaciones de las rutas para determinado tipo de vehículo.

The screenshot shows the 'Network Modeling' application window. The title bar reads 'Network Modeling'. The menu bar includes 'File', 'Format', 'Results', 'Utilities', 'Window', and 'Help'. The toolbar contains various icons for file operations and analysis. The main window displays a table titled 'Solution for ruteo: Minimization (Assignment Problem)'. The table has the following data:

06-01-2011	From	To	Assignment	Unit Cost	Total Cost	Reduced Cost
1	ruta1	articulado	1	1,30	1,30	0
2	ruta 2	colectivo	1	50	50	0,00
3	ruta 3	buseta	1	30	30	0
	Total	Objective	Function	Value =	81,30	

The Windows taskbar at the bottom shows the 'Inicio' button and several open applications: 'LINE', 'Facebook - G...', 'asignacion - ...', '2 NTVDM.EXE', '2 Explorad...', '2 Paint', and the system clock showing '09:14 p.m.'.

En esta tabla podemos ver ya la solución que nos generó el software wingsb con respecto a las asignaciones para cada ruta un tipo de vehículo y nos muestra el costos que genera la operación, no da a conocer es costo total que conlleva el proceso de asignación. Nos muestra que el costo total de la operación es de 8130 cada asignación a determinada ruta con su respectivo vehículo.

Network Modeling

File Format Results Utilities Window Help

Solution for ruteo: Minimization (Assignment Problem)

06-01-2011	From	To	Assignment	Unit Cost	Total Cost	Reduced Cost
1	ruta1	colectivo	0	58	0	7,85
2	ruta1	buseta	0	39	0	0
3	ruta1	articulado	1	1,30	1,30	0
4	ruta 2	colectivo	1	50	50	0,00
5	ruta 2	buseta	0	90	0	51,15
6	ruta 2	articulado	0	1,15	0	0
7	ruta 3	colectivo	0	80	0	38,85
8	ruta 3	buseta	1	30	30	0
9	ruta 3	articulado	0	1,10	0	8,80
	Total	Objective	Function	Value =	81,30	

Inicio LINE Facebook - G... asignacion - ... 2 NTVDM.EXE 2 Explorad... 3 Paint ES 09:17 p.m.

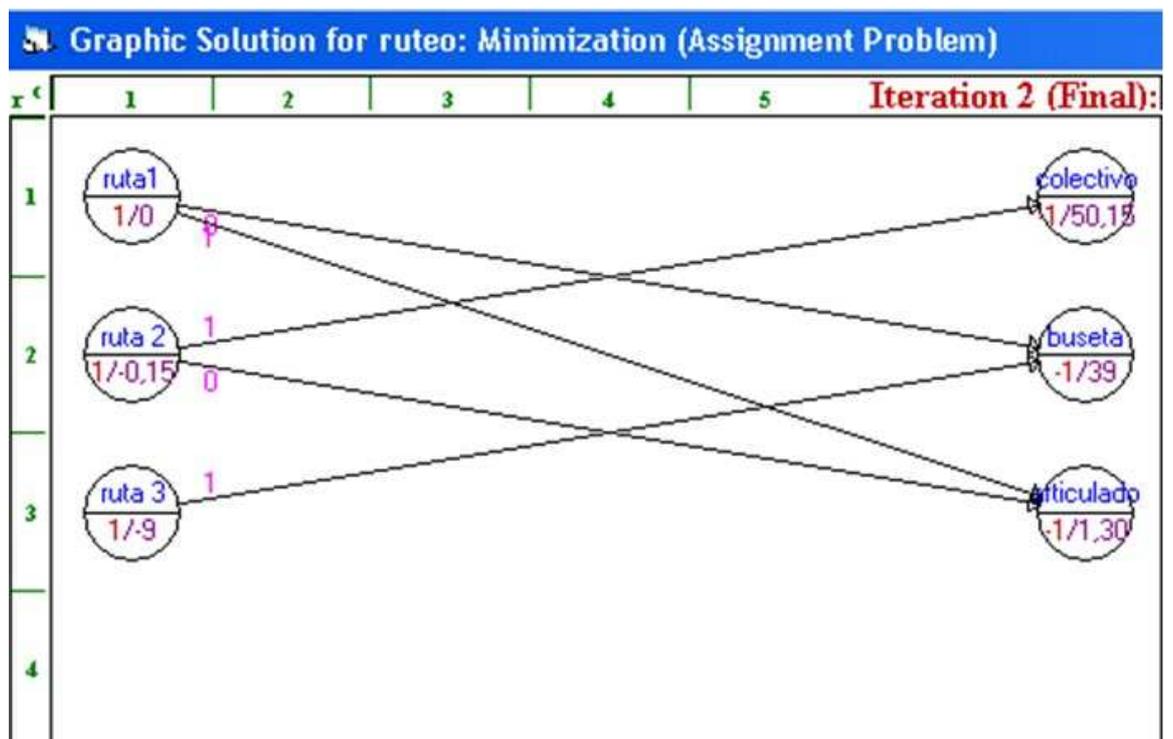
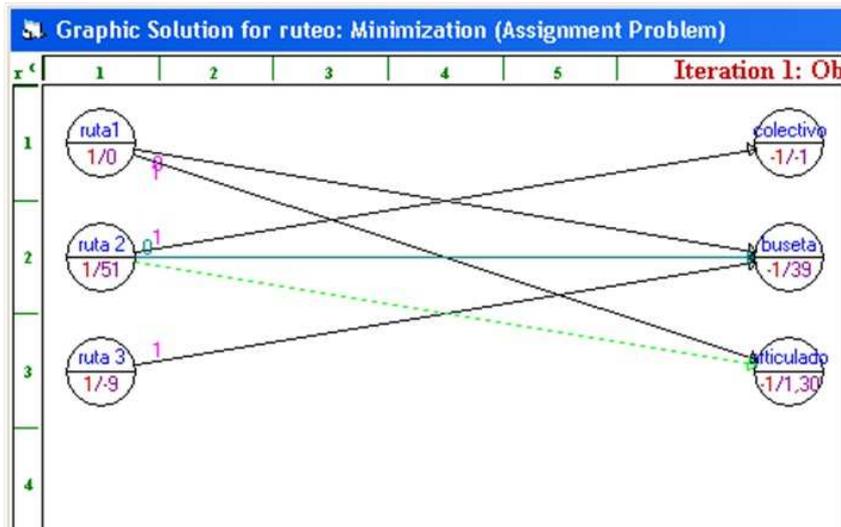
En esta tabla podemos analizar que el programa nos generó diferentes resultados dando como conclusión una asignación de ruta para determinado vehículo; donde nos muestra el costo unitario de la asignación, y el costo total de toda la operación teniendo como base las reducciones que se generan cuando se realiza la asignación más óptima posible.

06-01-2011 21:18:56	From	To	Unit Cost	Reduced Cost	Basis Status	Allowable Min. Cost	Allowable Max. Cost
1	ruta1	colectivo	58	7,85	at bound	50,15	M
2	ruta1	buseta	39	0	basic	30,20	90,15
3	ruta1	articulado	1,30	0	basic	1,15	9,15
4	ruta 2	colectivo	50	0,00	basic	-0,15	57,85
5	ruta 2	buseta	90	51,15	at bound	38,85	M
6	ruta 2	articulado	1,15	0	basic	-6,70	1,30
7	ruta 3	colectivo	80	38,85	at bound	41,15	M
8	ruta 3	buseta	30	0	basic	-M	38,80
9	ruta 3	articulado	1,10	8,80	at bound	-7,70	M

En esta tabla observamos los rangos óptimos que se generan en cada asignación donde nos arroja los resultados de costos, ya sea el costo mínimo o el máximo y por supuesto las reducciones respectivas cuando se genera la asignación óptima como lo muestra esta tabla:

06-01-2011 21:18:56	From	To	Unit Cost	Reduced Cost	Basis Status	Allowable Min. Cost	Allowable Max. Cost
1	ruta1	colectivo	58	7,85	at bound	50,15	M
2	ruta1	buseta	39	0	basic	30,20	90,15
3	ruta1	articulado	1,30	0	basic	1,15	9,15
4	ruta 2	colectivo	50	0,00	basic	-0,15	57,85
5	ruta 2	buseta	90	51,15	at bound	38,85	M
6	ruta 2	articulado	1,15	0	basic	-6,70	1,30
7	ruta 3	colectivo	80	38,85	at bound	41,15	M
8	ruta 3	buseta	30	0	basic	-M	38,80
9	ruta 3	articulado	1,10	8,80	at bound	-7,70	M

Las dos graficas presentan valores óptimos encontrados: Podemos observar la contribución total minimizando el costo de asignación de cada ruta para cada tipo vehículo, nos muestra los valores de ahorro que se generan en el óptimo de cada recorrido y nos genera la mejor opción a la hora de tomar un tipo de vehículo.



4 CONCLUSIONES

El transporte público en SIDAUTO S.A. tiene una estructura y un esquema de funcionamiento complejo, en el que intervienen diferentes actores con intereses particulares que pueden ser conflictivos entre sí. Esta situación hizo necesario el diseño e implementación de un modelo particular para la optimización de la programación de los vehículos.

Aunque la solución a todos los problemas del Transporte Público no está en la optimización de la programación, dicha optimización contribuye en gran manera a reducirlos y puede ser la alternativa más sencilla de implementar para mejorar las condiciones de operación del sistema.

Los resultados de las pruebas del software winqsb, muestran que la programación obtenida mediante él no puede ser mejor a la programación clásica en todos los criterios, pero permite optimizar varios criterios en forma simultánea. Algo que está fuera del alcance del método convencional.

Las técnicas metaheurísticas e heurísticas son una buena aproximación para solucionar el problema, pero de ellas se escogió el algoritmo húngaro porque se consideran la herramienta más conveniente, además facilitan el uso de funciones objetivo con las características descritas anteriormente y exploran simultáneamente muchas de las posibles situaciones, lo que no hacen las otras metaheurísticas e heurísticas.

5 BIBLIOGRAFIA

Ahuja, R., Magnanti, T. and Orlin, J., Network flows: theory, algorithms, and applications. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1993.

Anónimo.Network.S/f., Disponible en: www.cs.tcd.ie/courses/baict/bass/4ict5/Networks2004.pdf. Consultado en Marzo de 2004.

Medaglia, A., Combinatoria para Logística., Coloquio en Optimización Combinatoria Sesión Avanzada, Universidad de los Andes, marzo de 2005.

BEASLEY, J.E. CHU, P.C (1994). A Genetic Algorithm for the Set Covering Problem.

Londres: Management School, 1994. 19 pags.

BODIN, L.D.,Ball. M.O. y GREENBERG, J. (1995). Enhancements to the RUCUS II

crew scheduling system, in Rousseau, J.M. (Ed.), Computer Aided Scheduling of Public Transport 2, North-Holand.

BORNDÖRFER, R. et al. (1998). Optimization of Transportation Systems. ZIB Report

98-09. Zuse Institute Berlin (ZIB).

BORNDÖRFER, R. et al. (2003). Vehicle & Duty Scheduling in Public Transit.Zuse Institute Berlin (ZIB).

CAPRARA, A. (1995). Modelling and solving the crew rostering problem. Universidad

de Bologna. Technical Report DEIS 95-6.

COELLO, C. A. (2002) Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems.

New York: Kluwer Academic.

CURTIS, S.D. (2000). Constraint Satisfaction Approaches to Bus Driver Scheduling.

University of Leeds, School of Computing, PhD. Thesis.

DIAS, T. G. SOUSA, J. P., CUNHA, J. (2001) A genetic Algorithm for the Bus Driver

Scheduling Problem. En: MIC'2001 – 4th Metaheuristics International Conference. Porto, Julio 16-20, 2001.

FANG, H. (1994) Genetics algorithms in timetabling and scheduling. University of Edinburgh, PhD. Tesis.

Olivera, A., Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos., Instituto de Computación, Facultad de Ingeniería. Universidad de la República, Montevideo, Uruguay. 2004. Disponible en: www.fing.edu.uy/inco/pedeciba/bibliote/reptec/TR0408.pdf. Consultado en Febrero de 2005.

Hermosilla, A. y Barán, B., Comparación de un sistema de colonias de hormigas y una estrategia evolutiva para un Problema Multiobjetivo de Ruteo de Vehículos con Ventanas de Tiempo. s/f., Disponible en: www.cnc.una.py/invest/paper2/augCLEI.pdf. Consultado en: Febrero de 2005.

Machado, P., Tavares, J., Pereira, F. and Costa, E., Vehicle Routing Problem: Doing it the Evolutionary Way. 2000., Disponible en: http://osiris.tuwien.ac.at/~wgarn/VehicleRouting/GECCO02_VRPCoEvo.pdf. Consultado en: Febrero de 2005.

García, A., Optimización de rutas, seguridad en el transporte y sistemas GIS. 2000., Disponible en: [www.imac.unavarra.es/SEMAOL/Ponencias/04_Alejandro G_del_Valle.pdf](http://www.imac.unavarra.es/SEMAOL/Ponencias/04_Alejandro_G_del_Valle.pdf), Consultado en: Febrero de 2005.

Gambardella, L.M., Taillard, E. and Agazzi, G., MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows., *New Ideas in Optimization*, Disponible en: <http://www.idsia.ch>. Consultado en: Febrero 2005, McGraw-Hill, 1999.

Guerrero, L., y Osorio, L., La localización de instalaciones como decisión estratégica de la logística: un acercamiento al estado del arte., Trabajo de grado ingeniería industrial, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Marzo, 2003.

Schroeder, R., Administración de operaciones, toma de decisiones en la función de operaciones., 3ª. Ed., Editorial Mc Graw Hill, México, 1992.

Guillermo González Vargas y Felipe González Aristizábal, metaheurísticas aplicadas al ruteo de vehículos, artículo, revista de ingeniería e investigación vol. 26 n°3, diciembre de 2006.

I. Osman, J. Kelly (Editors), *Meta-Heuristics: Theory & Applications*, Kluwer, Boston, 1996.

F. Glover, M. Laguna, R. Martí, Fundamentals of scatter search and path relinking, *Control and Cybernetics* (39) 653–684, 2000.

N. Jozefowicz, F. Glover. M. Laguna, Multi-objective Meta-heuristics for the Traveling Salesman Problem with Profits, *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms* (7) 177–195, 2008.

C. Prins, A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem, *Computers & Operations Research*, (31) 1985–2002, 2004.

P. Hansen, N Mladenović, An introduction to variable neighborhood search, *Metaheuristics: Advances and Trends in local Search Paradigms for Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 433–458, 1999.

V. Hemmelmayr, K. Doerner, R. Hartl, A variable neighborhood search heuristic

for periodic routing problems, *European Journal of Operational Research* (195) 791–802, 2009.

T. Feo, M. Resende, Greedy Randomized Adaptive Search Procedures, *Journal of Global Optimization*, (6) 109–133, 1995.

F. Glover, M. Laguna, *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers, Boston MA, 1997.