

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS
SUPERIORES DE MONTERREY

CAMPUS CIUDAD DE MÉXICO



UN ALGORITMO GENÉTICO PARA RESOLVER EL PROBLEMA DE
ASIGNAR Y SECUENCIAR ENTREGAS CON RESTRICCIÓN DE
VENTANAS DE TIEMPO

DOCTORADO EN ADMINISTRACIÓN

TESIS PRESENTADA POR
JOSE RODOLFO TORRES MATUS

ASESOR
DR. JUAN GAYTAN INIESTRA

DICIEMBRE 2005

Resumen

En la presente investigación se muestra la aplicación de una de las técnicas de la Computación Evolutiva conocida como Algoritmos Genéticos (AG), para resolver de manera eficiente una variante del problema de ruteo de vehículos con restricciones de ventanas de tiempo (VRPTW por sus siglas en inglés).

Motivado por una problemática real se presenta el desarrollo de un algoritmo que logra llevar a cabo la programación de una flotilla de vehículos para atender la demanda diaria de doce centros de distribución ubicados en diversas zonas geográficas; cada centro de distribución cuenta con ventanas de tiempo predefinidas y demandas diarias conocidas.

Los vehículos disponibles para realizar las entregas son considerados con capacidades de carga homogéneas y están disponibles las veinticuatro horas del día. En cada una de las entregas realizadas, que inician y terminan en un depósito central, se atiende específicamente a un centro de distribución.

El objetivo central de este trabajo, es lograr minimizar el número de vehículos utilizados por día a través de una secuenciación eficiente que permita una mayor utilización de los vehículos y al mismo tiempo, disminuya el tiempo de espera para una nueva reasignación de viajes.

En este estudio se construye una población inicial haciendo uso de un algoritmo mejorador de búsqueda local (glotón) para resolver el problema de asignar los viajes y secuenciar los vehículos con los cuales se atenderá la demanda. Posteriormente se ejecuta un algoritmo genético simple para desarrollar una exploración global dentro del conjunto de toda la población de soluciones encontradas.

Con una distribución uniforme para representar la demanda de viajes de la planta a los 12 CD's y un diseño experimental completamente al azar con 5 replicas se generaron 12 instancias para evaluar el desempeño del algoritmo. Posteriormente los resultados obtenidos fueron comparados contra los resultados generados haciendo uso del algoritmo 1-RBH programado en CPLEX 81 (González, 2005) en el cual fueron evaluadas las mismas instancias; los resultados obtenidos por este medio sirvieron para la definición de una cota inferior la cual facilitó el análisis del desempeño del algoritmo genético propuesto.

Contenido General

| | |
|---|------|
| Dedicatorias..... | ii |
| Resumen..... | iii |
| Contenido General..... | iv |
| Listado de Figuras..... | vi |
| Listado de Tablas..... | vii |
| Prefacio..... | viii |
| Capítulo 1. Introducción..... | 1 |
| 1.1 Descripción del trabajo Desarrollado..... | 1 |
| 1.2 Objetivos..... | 2 |
| 1.3 Contenido de la Tesis..... | 4 |
| Capítulo 2. La Empresa y la Problemática Bajo Estudio..... | 5 |
| 2.1 Estructura Organizacional..... | 5 |
| 2.2 Descripción del Problema de Administración de Flotillas..... | 8 |
| Capítulo 3: Revisión de la literatura..... | 15 |
| 3.1 Introducción..... | 15 |
| 3.2 El Problema de Ruteo de Vehículos..... | 16 |
| 3.3 Formulación del Problema..... | 19 |
| El conjunto formado por los arcos de entrega y los arcos de espera son factibles con respecto a:..... | 21 |
| 3.3.1 Modelo de flujo en redes..... | 21 |
| 3.4 Aplicación de los Algoritmos Heurísticos de 1ª Generación al VRP..... | 24 |
| 3.4.1 Heurísticos para Construir Rutas..... | 25 |
| 3.4.2 Heurísticos para Optimizar Rutas..... | 25 |
| 3.4.3 Métodos de Dos fases..... | 27 |
| 3.5 Aplicación de los Algoritmos Heurísticos de 2ª Generación al VRP..... | 27 |
| 3.5.1 El Problema de Asignación Generalizado para el VRP..... | 28 |
| 3.5.2 Heurísticos Basados en la Partición de Grupo..... | 28 |
| 3.6 Aplicación de los Algoritmos Basados en Inteligencia Artificial al VRP..... | 29 |
| Capítulo 4 El Algoritmo..... | 34 |
| 4.1 Introducción..... | 34 |
| 4.1.1 Supuestos..... | 34 |
| 4.1.2 Notación..... | 36 |
| 4.1.3 Parámetros..... | 38 |
| 4.2 Descripción del algoritmo..... | 39 |
| 4.2.2 Paso para Desarrollar el Algoritmo Genético..... | 43 |
| Introducción..... | 43 |
| 4.4.2.1 Representación..... | 43 |
| 4.3 Implementación Computacional..... | 50 |
| Capítulo 5: Análisis Numérico..... | 53 |
| 5.1 Objetivos..... | 53 |
| 5.2 Obtención de los datos de prueba..... | 53 |
| 5.3 Descripción y análisis de los datos de prueba..... | 54 |

| | |
|---|----|
| 5.4 Medidas de desempeño para evaluar la efectividad del AG..... | 55 |
| 5.5 Datos para el análisis numérico de la efectividad del AG..... | 55 |
| 5.6 Análisis Numérico de la Efectividad del AG | 57 |
| 5.7 Análisis Comparativo..... | 63 |
| Capitulo 6: Conclusiones | 66 |
| Capitulo 7: Recomendaciones | 69 |
| Bibliografía | 70 |
| Anexos | 77 |
| Anexo 1. Manual del usuario | 77 |
| Anexo 2. Disco Compacto con el código fuente del algoritmo..... | 77 |
| Anexo 1: Manual del Usuario | 78 |
| Anexo 2: Disco Compacto con el código fuente del algoritmo | 80 |

Listado de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 2.1 Ubicación geográfica de centros de distribución..... | 5 |
| Figura 2.2 Porcentaje de participación de compañías fleteras en la distribución de producto hacia los centros de distribución..... | 7 |
| Figura 2.3 Viajes promedio de planta a centros de distribución..... | 8 |
| Figura 3.1 Representación del conjunto de nodos y periodos en el horizonte de planeación..... | 19 |
| Figura 3.3 La Gráfica G_c que se forma con los arcos de espera..... | 21 |
| Figura 4.1 Ejemplo de la segmentación del horario de operación de planta..... | 39 |
| Figura 4.2 Codificación numérica de los 12 CD's..... | 39 |
| Figura 4.3 Representación de los elementos y valores de la matriz ventana para un CD..... | 40 |
| Figura 4.4 Representación de los elementos y valores de la matriz camión..... | 40 |
| Figura 4.5 Representación del vector orden de asignación (λ_i)..... | 40 |
| Figura 4.6 Mecanismos para la aleatorización de las posiciones del vector orden de asignación..... | 42 |
| Figura 4.7 Representación del Código de Solución del Algoritmo Genético..... | 45 |
| Figura 4.8 Representación del proceso de apareamiento entre individuos de P_i | 45 |
| Figura 4.9 Representación del proceso de cruzamiento entre soluciones..... | 47 |
| Figura 4.10 Validación de d_{min}^i entre soluciones apareadas..... | 48 |
| Figura 4.11 Pseudocódigo del Algoritmo Genético propuesto..... | 52 |
| Figura 5.1 Efecto en el tamaño de las generaciones con una tasa del 50% de individuos diferentes en la población de cada generación..... | 58 |
| Figura 5.2 Efecto del crecimiento en el número de generaciones sobre la función de evaluación..... | 59 |
| Figura 5.3 Demanda de viajes a centros de distribución basado en el análisis de regresión para la generación número 20..... | 61 |
| Figura 5.4 Demanda de viajes a centros de distribución basado en el análisis de regresión para la generación número 40..... | 62 |
| Figura 5.5 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo lineal..... | 64 |
| Figura 5.6 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo cuadrático..... | 64 |
| Figura 5.7 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo cúbico..... | 65 |

Listado de Tablas

| | |
|--|----|
| Tabla 2.1 No. de Viajes promedio hacia los centros de distribución | 9 |
| Tabla 2.2 Horarios de atención en los 12 centros de distribución..... | 10 |
| Tabla 2.3 Comparativo mensual de enero a diciembre de 2003 en el número de viajes programados vs. número de viajes realizados..... | 11 |
| Tabla 2.4 Tiempo de viaje punto a punto y tiempo de descarga promedio en CD's..... | 12 |
| Tabla 5.1 Datos de la demanda de los CD's utilizados en la validación del AG..... | 53 |
| Tabla 5.2 Representación del código de solución del algoritmo heurístico | 54 |
| Tabla 5.3 Representación del Código de Solución del Algoritmo Genético..... | 55 |
| Tabla 5.4 Número mínimo de vehículos logrados en las generaciones 20 y 40 requeridos para cumplir con diferentes escenarios de demandas..... | 61 |
| Tabla 5.5 Análisis comparativo entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH..... | 63 |

Prefacio

La calidad, las campañas publicitarias o un gran soporte en manufactura no son elementos suficientes para predecir el éxito o el fracaso de una empresa. Un punto crítico es tener una cobertura eficiente en todos los puntos de venta para que el producto efectivamente llegue al consumidor.

Sin duda entre las empresas de productos masivos, las de alimentos y bebidas se han convertido en verdaderas expertas en sus actividades de distribución; lo mismo están en los grandes autoservicios, las tiendas de conveniencia, un puesto ambulante que en las tienditas de cualquier comunidad rural.

La relevancia que en los últimos años ha cobrado la red de distribución en la *cadena de suministro* es fundamental. Hay grandes grupos en México que tienen muchos años con una perspectiva muy clara sobre la forma de optimizar la estructura de la red de distribución; es decir, se han enfocado en la forma idónea de situar los centros de distribución y las plantas de fabricación para lograr que se coordinen con la ubicación de los clientes finales. Asimismo, existe un elemento que está marcando una fuerte diferencia entre las empresas que compiten por un mismo sector y es el uso eficiente de los medios de transporte entre la planta y los centros de distribución; tener presencia en todos los anaqueles tiene un costo, que puede ser pequeño o grande, según la eficiencia de la cadena de suministro.

En virtud de lo anterior, se hace necesario poder contar con mecanismos que coordinen el desarrollo de las actividades de producción con las de distribución, logrando con esto desarrollar una de las actividades estratégicas que hacen rentable la operación de la cadena. En este contexto en el que la distribución de productos se constituye en una actividad vital, sobresalen dos tareas fundamentales: el ruteo y la programación de vehículos para atender las necesidades de servicio de los clientes. Una de las ideas más recientes para atender el problema de ruteo de vehículos de manera eficiente consiste en explorar diferentes mecanismos basados en técnicas de computación evolutiva, que a luz de los resultados alcanzados en su aplicación y sus resultados (Rayward, 1996) en problemas prácticos dan origen a esta tesis.

Una de las incógnitas que intenta aclarar este trabajo de investigación es conocer, si por medio de los algoritmos genéticos se puede lograr mejorar la asignación y secuenciación de viajes desde un depósito central hacia doce centros de distribución dispersos geográficamente y determinar el número mínimo de unidades necesarias para cumplir con la demanda diaria.

El lector de este trabajo podrá tener una visión clara del mecanismo de integración entre un algoritmo glotón y un algoritmo genético, así como identificar el potencial que estas técnicas tienen para resolver problemas del tipo combinatorio y poderlas aplicar en trabajos futuros.

El presente trabajo está dirigido a estudiantes de posgrado e investigadores que deseen apoyar y enriquecer sus proyectos en el área del diseño de la cadena de abastecimiento, en particular sobre el tema de administración de flotillas; así mismo puede ser de utilidad para profesionales vinculados con la áreas de logística que desean mejorar sus sistemas para la toma de decisiones.

Capítulo 1. Introducción

1.1 Descripción del trabajo Desarrollado

La Administración de la Cadena de Abastecimiento (ACA) es un término relativamente nuevo; en él se cristalizan los conceptos de la planeación integral del negocio, expuestos con anterioridad por expertos en logística, estrategias industriales e investigadores del área de operaciones desde los años 50's.

Actualmente la integración de la planeación ha sido posible gracias a los avances en el uso de la Tecnología de la Información, sin embargo, para un gran número de compañías, la aplicación de las herramientas analíticas que se requieren para lograr los objetivos de la Administración de la Cadena de Abastecimiento, ha demandado un aprendizaje constante que implica adaptar y reorientar los procesos de negocio hacia las directrices que marcan los aspectos de una logística integral.

Los cambios recientes que ha sufrido la transferencia de información, impulsada por el uso de computadoras personales, el incremento en la velocidad de la transmisión electrónica de datos, la capacidad y flexibilidad que han desarrollado los paquetes computacionales para administrarlos y el comercio electrónico, han ampliado el abanico de posibilidades en áreas en donde su aplicación era incipiente. Para las organizaciones actuales es común contar con sistemas que les permiten compartir la información dentro de toda la organización y lograr la planeación adecuada de recursos (ERP Enterprise Resource Planning por sus siglas en inglés) cuya bondad radica en homogeneizar, integrar y transferir bases de datos; lo cual resulta ser, sin lugar a duda, una actividad importante en la ACA; sin embargo, esta ventaja competitiva no está garantizada si se considera el acceso a una transferencia de datos de alta velocidad como una actividad que surja de manera automática para llegar a tomar una decisión como única estrategia.

Para Shapiro (2001) un principio básico en la aplicación efectiva de la tecnología de la información para administrar la cadena, consiste en distinguir perfectamente entre las funciones de la *tecnología de la información para negociar* y la *tecnología de la información analítica*, hecho que comienza a ser entendido por un gran número de compañías, y que les ha permitido desarrollar o adquirir sistemas de soporte que analicen las bases de datos con que cuentan, identificar planes para rediseñar sus cadenas de abastecimiento y tomar decisiones de manera más eficiente.

Un componente esencial de estos sistemas de soporte para la toma de decisiones son los modelos de optimización, los cuales, pueden explicar las complejas interacciones y efectos correlacionados que hacen de la administración de la cadena de abastecimiento una actividad difícil pero muy importante, así mismo, estos modelos funcionan como herramientas analíticas capaces de evaluar completamente bases de datos numéricas y de gran tamaño y encontrar una solución óptima, o en el peor de los casos, una buena aproximación. Los modelos de optimización además de minimizar el costo de un proceso

o encontrar las máximas ganancias de alguna actividad pueden medir la relación entre estos objetivos y otros atributos de desempeño como son servicio, costo, calidad y tiempo, entre otros.

La intención de este trabajo de investigación es analizar de manera conjunta el resultado que se logra de la interacción entre datos, modelos y estrategias de solución, para resolver un problema de asignación de rutas de transporte desde una planta o depósito central y hacia doce centros de distribución con demanda diaria y ventanas de tiempo. La aplicación de las estrategias de solución abordarán la problemática que se presenta en una organización a nivel operacional de planeación con lo cual se tratará de validar la efectividad de las mismas.

La parte esencial del trabajo se centra en la aplicación y desarrollo de una de las técnicas más recientes para atender el problema clásico de *Ruteo de Vehículos* propuesto por Christofides, Mingozzi y Toth (1981), la cual ha sido utilizada en muchas ocasiones para proponer algoritmos de solución al problema de ruteo y que de manera general opera a través del diseño de sistemas expertos que seleccionan el algoritmo más adecuado y definen los niveles de parámetros necesarios para resolver una problemática en particular. En virtud de los beneficios que aportan estas técnicas, en el presente trabajo se propone la utilización de una estrategia híbrida que incorpora un algoritmo heurístico glotón de búsqueda local que resuelve el problema de asignar los viajes y secuenciar los vehículos con los cuales se atenderá a la demanda y un algoritmo genético que desarrolla una exploración global dentro del conjunto de toda la población de soluciones encontradas por el algoritmo heurístico, finalmente se realiza una evaluación numérica del desempeño computacional híbrido propuesto.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

El objetivo principal de este trabajo de investigación, además de contribuir con las investigaciones existentes en el área de la administración de la cadena de abastecimiento, es mostrar los beneficios que aporta el uso de técnicas evolutivas como son los algoritmos genéticos, y que en esta investigación son empleados como mecanismos de solución para resolver el problema de secuenciación de rutas de vehículos que parten desde un depósito central para atender a doce centros de distribución, los cuales operan dentro de ventanas de tiempo y bajo un régimen de demanda diaria definida en términos de número de viajes.

1.2.2 Los objetivos específicos son:

1.2.2.1 A través del desarrollo de un algoritmo mejorador de soluciones y un algoritmo genético simple se intentará resolver un caso especial del problema de ruteo de vehículos con restricciones de ventanas de tiempo VRPTW propuesto por Solomon, (1983) y Savelsbergh (1984).

1.2.2.2 Comprobar que a través de algoritmos heurísticos y genéticos, se pueden resolver de manera eficiente y con un menor esfuerzo computacional los problemas combinatorios del tipo NP-completos (Savelsbergh, 1984).

1.2.2.3 Por medio de la evaluación de un conjunto de problemas de prueba, se pretende medir y validar los niveles de los operadores genéticos, población inicial, tasa de cruzamiento y mutación más adecuados para resolver un problema de ruteo con ventanas de tiempo con viajes punto a punto.

1.2.2.4 Se buscará en esta tesis proponer una serie de directrices que permitan desarrollar un sistema de soporte para la toma de decisiones modular que apoye en la asignación y programación de unidades de fleteo de producto desde un depósito central y hacia doce centros de distribución.

Los objetivos de esta tesis se pueden resumir en la siguiente hipótesis:

Los algoritmos genéticos son capaces de encontrar soluciones eficientes para la asignación y programación de viajes con restricciones de ventanas de atención para cumplir con la demanda de viajes utilizando un mínimo número de vehículos.

1.3 Contenido de la Tesis

En el primer capítulo, se presenta una introducción sobre el impacto que tienen los sistemas para la toma de decisiones dentro de las organizaciones y que se basan en modelos cuantitativos, así mismo se ofrece una breve descripción de lo realizado a lo largo del trabajo de investigación, y se definen los objetivos centrales de la tesis.

En el segundo capítulo, se describe de manera detallada la problemática y las condiciones que motivaron el desarrollo del presente trabajo de investigación, incluyendo información relevante como datos de demandas, tiempos de transportación, ventanas de tiempo y una serie de restricciones que permitieron identificar y ubicar adecuadamente el problema dentro de un conjunto de problemas tipo.

En el tercer capítulo, se hace una revisión general de los trabajos de investigación desarrollados para resolver el problema de ruteo de vehículos, los cuales son una muestra de los cambios que han sugerido diversos autores como estrategias de solución de este problema clásico. Se presenta un modelo de programación matemática del problema bajo estudio; así como una revisión de las técnicas de computación evolutiva que son la base sobre las que se desarrolla el algoritmo propuesto en este trabajo.

Es el cuarto capítulo se trabaja a detalle la problemática que se desea resolver, a través de la explicación y planteamiento de las rutinas que integran el algoritmo genético de solución.

En el quinto capítulo se realiza un análisis numérico del algoritmo propuesto en el capítulo anterior. En esta sección se establecen los parámetros de prueba y se evalúa el desempeño y la efectividad del algoritmo. Con una distribución uniforme para representar la demanda de viajes de la planta a los 12 CD's y un diseño experimental completamente al azar con 5 replicas fueron generadas 12 instancias y evaluado el desempeño del algoritmo. Posteriormente los resultados obtenidos son comparados contra los resultados generados haciendo uso del algoritmo 1-RBH programado en CPLEX 81 (González, 2005) en el que se relajó la restricción de empalme de vehículos en los CD's.

Finalmente en el sexto capítulo se presentan las conclusiones obtenidas de este trabajo y algunas sugerencias sobre investigaciones posteriores.

Capítulo 2. La Empresa y la Problemática Bajo Estudio

2.1 Estructura Organizacional.

La empresa¹ bajo estudio se dedica a la elaboración y embotellado de bebidas refrescantes de diversos sabores. La empresa cuenta con una planta ubicada en Toluca, Estado de México en una superficie de 35,000 metros cuadrados, y abastece sus productos a 12 Centros de Distribución (CD's) localizados en ciudades y municipios del mismo estado (ver figura No. 2.1).

En los últimos años la empresa se ha caracterizado por tener sofisticadas líneas de producción, que la colocan a la vanguardia de las empresas de su categoría, como ejemplo, se cuenta con una línea de producción con una capacidad de llenado de 900 botellas por minuto.



Figura 2.1 Ubicación geográfica de centros de distribución

¹ Por razones de confidencialidad el nombre de la empresa se omite en este trabajo.

Los centros de distribución son identificados con los siguientes nombres, los cuales hacen referencia generalmente al lugar en donde se encuentran ubicados:

- 1) Pacífico
- 2) Suburbana
- 3) Metepec
- 4) Tenango
- 5) Ixtlahuaca
- 6) Atlacomulco
- 7) Villa Cuauhtémoc
- 8) Lerma
- 9) Valle de Bravo
- 10) Tejupilco
- 11) Ixtapan
- 12) Villa Victoria

El departamento de ventas, así como el de manufactura poseen información relacionada con el comportamiento de la demanda de los productos; y de los patrones de consumo en cada uno de los CD's y son ellos los responsables directos de atender y mantener los niveles de inventarios necesarios para garantizar la existencia de los productos. De manera integral, el departamento de logística cuantifica los tiempos requeridos para cargar el producto elaborado en planta y entregarlo en los andenes de descarga en cada uno de los CD's. El transporte es ofrecido por un grupo de transportistas regionales con los cuales se tienen definidas las características y condiciones del servicio que se presta. La distribución primaria (en fletes) de producto es un asunto por demás singular, ya que la compañía embotelladora envía sus requerimientos de transporte a una de las empresas fletera a la que llamaremos Fletera A que pertenece al grupo y es ella quien se encarga de administrar la demanda de transporte requerido, atendiendo en primer lugar, las entregas de producto a los CD's que por volumen en el número de viajes le sean más rentables y que tenga la capacidad de realizar, con base en su flotilla de vehículos. Una vez cubiertas estas condiciones, reasigna el resto de los viajes a las compañías fleteras.

Como se observa en la Figura 2.2 existen prácticamente dos compañías que se encargan del 80% de los viajes demandados, tal comportamiento puede ser explicado en términos de rentabilidad y número de unidades disponibles. Por ejemplo se sabe que la Fletera A preferentemente selecciona los viajes a los CD's de Pacífico, Tenango, Metepec, Suburbana, Atlacomulco y Lerma y reasigna los viajes a los CD's de Villa Victoria, Ixtlahuaca, Villa Cuauhtémoc, Ixtapan de la Sal, Valle de Bravo y Tejupilco.

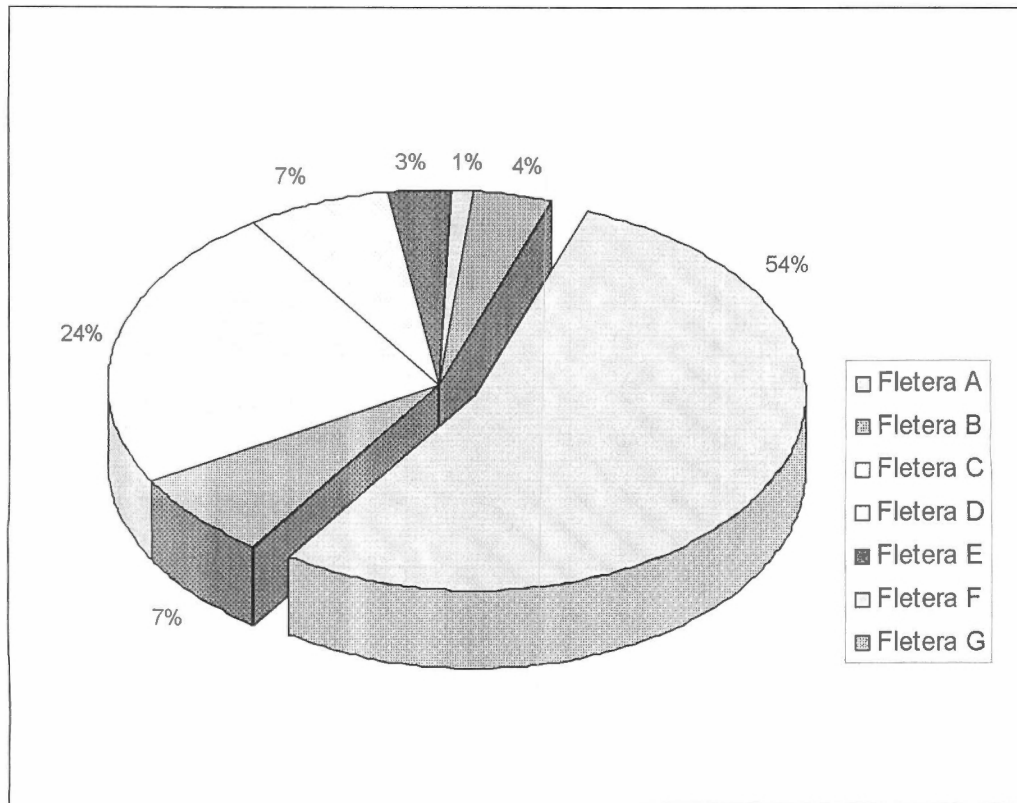


Figura 2.2 Porcentaje de participación de compañías fleteras en la distribución de producto hacia los centros de distribución

El hecho de que el fleteo de unidades corra a cargo de prácticamente dos compañías, es una situación que favorece en gran medida el modelado de la situación problemática planteada, simplificando la diversidad de condiciones y variabilidad en el servicio que se ofrece.

Debido a la naturaleza y características del producto que se manejan en los CD's su tiempo de residencia en piso es muy corto; lo cual, dada la información de la demanda y niveles de inventario en cada uno de ellos, así como su capacidad de almacenamiento y ubicación geográfica, permite determinar el número de posibles visitas de vehículos con producto nuevo. Cabe destacar que en cada centro existe una restricción importante que influye en la frecuencia e intervalos de visita. Se trata un intervalo de tiempo definido o ventanas de atención para llevar a cabo operaciones de descarga de producto y la carga de envase vacío; esto significa que cada CD puede ser visitado en varias ocasiones durante el período de planeación por diferentes transportes y por consiguiente el departamento de logística deberá estimar la carga a ser enviada, así como la frecuencia de visitas (viajes por día).

La práctica actual que caracteriza a la empresa puede quedar definida en los siguientes términos: Un conjunto de clientes ubicados en diversas regiones geográficas, atendidos por una flotilla de vehículos localizados inicialmente en un depósito. Cada cliente tiene una demanda diaria que deberá ser cubierta estrictamente dentro de un

periodo de tiempo, llamado ventana de atención. Por su parte en planta, con la información proporcionada por el Departamento de Desarrollo de Marca, se genera un pronóstico de la demanda proyectado para los siguientes quince días, dicha información es transferida al Departamento de Planeación y Distribución, el cual se encarga de generar el programa de producción para cumplir con los requerimientos de producto. Además con base en indicadores tales como niveles de existencia, fecha de máxima frescura de los productos y producto en tránsito, entre otros, se programan los envíos a través de fletes hacia los centros de distribución esperando que las entregas se realicen de acuerdo con lo planeado. Sin embargo, si por alguna contingencia el programa de envíos es alterado, se implementan viajes especiales de tal forma que en la medida de lo posible se permita dar continuidad a las entregas.

La carga total transportada por cada vehículo (flete) no puede ser más grande que la capacidad del vehículo mismo. El objetivo de la operación en su conjunto es encontrar la mejor asignación de viajes para cada centro de distribución, considerando que cada viaje inicia y termina en el depósito y atendiendo a cada uno de los clientes, sin violar las restricciones de capacidades de almacenamiento y ventanas de atención, todo ello al menor costo.

2.2 Descripción del Problema de Administración de Flotillas

Durante los últimos 3 años en la empresa se ha tenido un crecimiento en el volumen de ventas de dos dígitos, por ejemplo, las ventas mensuales han superado las 300,000 cajas físicas, lo que ha requerido que en el último año se hayan realizado un promedio de 92 viajes diarios y un máximo de 267, desde la planta hacia los doce CD's (Ver figura 2.3).

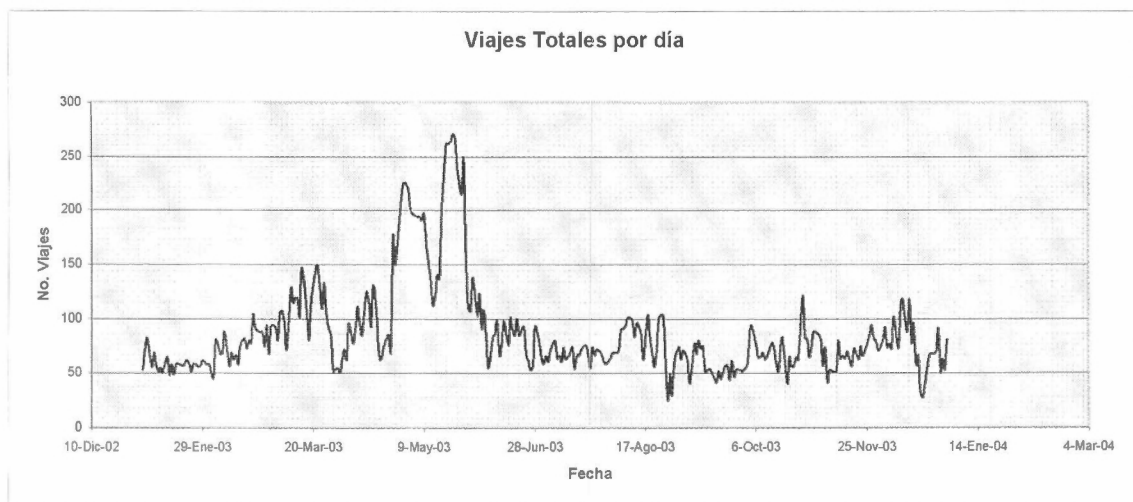


Figura 2.3 Viajes promedio de planta a centros de distribución

En la Figura 2.3 se observa la demanda de viajes necesarios para abastecer de producto a los doce CD's dentro de un período de análisis comprendido del mes de

diciembre de 2002 hasta el mes de enero del 2004. En ella se pueden distinguir claramente tres diferentes secciones; en la primera, que comprende los primeros meses del año (Enero 03 – Marzo 03) se presenta un patrón de crecimiento constante y acelerado característico del inicio de actividades laborales en los diversos sectores productivos de la región y acorde con la estación del año (época invernal) la cual es un factor sumamente importante dadas las características propias del producto bajo estudio (bebida refrescante). La segunda sección, comprende los meses más calurosos del año (abril, mayo y junio); en ella la alta demanda de producto obliga al fleteo a entrar en una dinámica que rebasa sus capacidades normales de servicio para posteriormente dar paso a la tercera y última sección que prácticamente cubre el segundo semestre del año (julio a diciembre). En ella la demanda de viajes presenta un perfil con algunos picos esporádicos, pero que en ningún momento es comparable con los patrones presentados en la etapa anterior. En resumen se puede decir que el patrón de demanda de viajes promedio para surtir el producto de planta a los doce CD's muestra una marcada temporalidad que obliga a ser considerada dentro de las restricciones del modelado de la situación problemática bajo estudio.

Con el objetivo de dar a conocer a detalle la dinámica con relación a la demanda que se presenta en los 12 centros de distribución se anexa a continuación la Tabla 2.1, en donde se reporta el número de viajes promedio demandados. Cabe destacar que el análisis de los datos muestra un comportamiento especial en 2 de los 12 centros de distribución, Pacífico y Tenango, los cuales además de ser los centros con mayor demanda de viajes, presentan una marcada diferencia con relación al resto del grupo en lo que respecta a la desviación estándar.

| | Promedio | Desviación Estándar |
|--------------|--------------|---------------------|
| Pacífico | 17.74 | 10.28 |
| Suburbana | 10.83 | 6.26 |
| V.Cuauhtémoc | 4.13 | 1.99 |
| Atlacomulco | 7.46 | 3.89 |
| Tenango | 13.87 | 8.60 |
| V. Victoria | 4.18 | 2.11 |
| Ixtlahuaca | 5.53 | 3.05 |
| Tejupilco | 2.36 | 1.41 |
| Lerma | 5.44 | 2.56 |
| Valle | 5.04 | 2.56 |
| Ixtapan | 4.32 | 2.39 |
| Metepec | 5.58 | 3.55 |
| Total | 92.31 | |

Tabla 2.1 No. de Viajes promedio hacia los centros de distribución
Diciembre 02 – Marzo 04

Continuando con las características distintivas de los doce CD's que integran a la red de "clientes" en este problema, éstos operan dependiendo de su tamaño, ubicación geográfica, y movilidad del producto de la siguiente manera (Ver Tabla 2.2); por ejemplo

5 de los 12 CD's (Lerma, Tenango, Suburbana, Pacifico y Metepec) operan con 3 turnos de trabajo de 8 horas y el resto, bajo un programa de 2 turnos de trabajo, así mismo las ventanas de atención que se han definido en cada uno de ellos, obedece a necesidades logísticas y de espacio de forma tal, que se puedan llevar a cabo las maniobras de carga-descarga de los vehículos encargados de la distribución secundaria en las zonas de influencia.

Las ventanas de atención cuentan con horarios muy diversos lo cual complica considerablemente la función de asignación de viajes, por lo que en ocasiones, se tiene que optar por considerar que los transportes esperen hasta 3 ó más horas fuera de los CD's esperando a ser atendidos o de lo contrario regresar con el producto a planta para una nueva asignación. Esto repercute directamente en la utilización del transporte, el riesgo de un posible desabasto y una serie de alteraciones en los planes de entrega para ese día.

| Centro de Distribución | Horarios de Atención | |
|------------------------|----------------------|-------|
| | de | a |
| Lerma | 08:00 | 15:00 |
| | 19:00 | 05:00 |
| Tenango | 08:00 | 15:00 |
| | 15:00 | 23:00 |
| | 23:00 | 04:30 |
| Ixtapan de La Sal | 07:30 | 14:30 |
| | 20:30 | 21:30 |
| Villa Victoria | 07:00 | 15:00 |
| | 20:00 | 22:00 |
| Valle de Bravo | 07:00 | 16:00 |
| Atlacomulco | 7:00 | 15:00 |
| | 22:30 | 05:00 |
| Ixtlahuaca | 07:00 | 15:00 |
| Suburbana | 08:00 | 11:00 |
| | 15:00 | 18:00 |
| | 23:00 | 06:00 |
| Tejupilco | 07:00 | 15:00 |
| Villa Cuauhtémoc | 08:00 | 17:00 |
| | 00:00 | 04:00 |
| Pacífico | 08:00 | 14:00 |
| | 16:00 | 21:00 |
| | 23:00 | 04:30 |
| Metepec | 08:00 | 15:00 |
| | 22:00 | 05:30 |

Tabla 2.2 Horarios de atención en los 12 centros de distribución

Para monitorear la efectividad en los envíos de producto de planta hacia los CD's, existe un registro que compara el grado de cumplimiento logrado mensualmente; en él, se

analiza el número de viajes programados contra el número de viajes realizados. Como muestra de lo anterior, por ejemplo, se puede analizar en la Tabla 2.3 el reporte anual correspondiente al año de 2003 de este indicador; en ella mes con mes se observa el número de viajes realizados en los 3 turnos de trabajo y el impacto que se tiene en el indicador.

Por ejemplo, si se analizan los datos de los meses de febrero y de julio se podrán observar las siguientes situaciones: en Febrero, aún y cuando se logró un cumplimiento del 95 % en el indicador, éste no es un buen resultado, ya que la diferencia de 22 viajes no realizados y traducidos en cajas físicas no surtidas, por un lado compromete el nivel de existencia de producto en los CD's, lo cual es muy delicado, y por otro lado altera la programación diaria de viajes, posponiendo en algunos casos entregas de producto y en otros, obligando a realizar entregas de emergencia que impactan en los costos asociados al proceso.

En el mes de julio se presenta una situación curiosa, el indicador rebasa el 100% del cumplimiento en el número de viajes programados llegando a niveles del 106%. Este resultado, si bien es satisfactorio, surge como consecuencia de la realización de viajes hacia algún CD para responder a una solicitud de abastecimiento inmediato de producto de manera urgente; el efecto que tiene la alteración de la programación para atender pedidos urgentes es contabilizado y a lo largo de los últimos años ha demandado un análisis puntual para encontrar soluciones factibles a esta problemática que muestra aparentemente una integración deficiente entre la planta y la compañía flatera, oculta uno o varios problemas funcionales, como mala planeación, alteración de los programas de entrega, entre otros, los cuales quedan fuera de los alcances de este trabajo de investigación.

| Mes | Programados | Envíos en el 1er Turno | Envíos en el 2o. Turno | Envíos en el 3er Turno | Diferencia | % de Cumplimiento |
|------------|-------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------|-------------------|
| Enero | 1553 | 801 | 730 | 0 | 22 | 98.5 |
| Febrero | 1420 | 674 | 680 | 0 | 66 | 95.3 |
| Marzo | 1796 | 844 | 822 | 0 | 130 | 92.7 |
| Abril | 2068 | 604 | 589 | 436 | 439 | 78.7 |
| Mayo | 2289 | 681 | 713 | 636 | 259 | 88.6 |
| Junio | 1442 | 505 | 615 | 359 | -37 | 102.5 |
| Julio | 1522 | 588 | 603 | 435 | -104 | 106.8 |
| Agosto | 1402 | 491 | 559 | 379 | -27 | 101.9 |
| Septiembre | 1485 | 451 | 620 | 402 | 12 | 99.1 |
| Octubre | 1420 | 404 | 559 | 482 | -25 | 101.7 |
| Noviembre | 1420 | 448 | 453 | 416 | 103 | 92.7 |
| Diciembre | 1557 | 525 | 490 | 467 | 75 | 95.1 |

Tabla 2.3 Comparativo mensual de enero a diciembre de 2003 en el número de viajes programados vs. número de viajes realizados

Como se mencionó en el párrafo anterior, dentro de la gerencia de manufactura y el departamento de logística de la empresa en cuestión, existe una serie de incógnitas sobre las causas que han originado el grado de incumplimiento de los envíos. En ellas, las variables tiempo de viaje punto a punto, y el tiempo requerido para las maniobras de carga y descarga en planta y los centros de distribución despertaron gran interés.

Con la intención de analizar el problema desde sus orígenes, la empresa coordinó durante el segundo semestre del año 2003, con alumnos de la carrera de ingeniería industrial de una universidad de la localidad, un estudio con objeto de confirmar los datos relacionados con los tiempos de maniobra para la carga y descarga de vehículos en planta y los doce CD's; así como también los tiempos de viaje punto a punto.

A partir de los resultados que el estudio generó se pudieron confirmar y establecer una serie de datos y condiciones fundamentales para esta investigación. Por ejemplo, se estableció que el tiempo máximo de carga en planta para un vehículo debería ser de veinte minutos. Este dato en particular tuvo un gran impacto en la modelación de la situación problemática, ya que precisó que el horario de operación en planta que es de veinticuatro horas se ajustara a setenta y dos periodos de 20 minutos, con lo cual se impuso la restricción de que todos los tiempos considerados en el análisis se aproximaran a múltiplos de veinte minutos. Con base en lo anterior en la Tabla 2.4 se proporcionan los tiempos de viaje punto a punto, así como también los tiempos de descarga empleados en cada uno de los doce CD's.

| Origen | Destino | Tiempo de viaje punto a punto + tiempo de descarga en los CD'S |
|--------|-------------------|--|
| Toluca | Ixtlahuaca | 1hr 40 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Villa Victoria | 1hr 40 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Atlacomulco | 2hr 00 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Ixtapan De La Sal | 2hr 40 Min. + 160 Min. |
| Toluca | Tejupilco | 3hr 20 Min. + 100 Min. |
| Toluca | Villa Cuauhtémoc | 1hr 40 Min. + 120min. |
| Toluca | Valle De Bravo | 2hr 40 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Tenango | 1hr 20 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Suburbana | 1hr 00 Min. + 60 Min. |
| Toluca | Lerma | 1hr 00 Min. + 80 Min. |
| Toluca | Pacifico | 0hr 20 Min. + 40 Min. |
| Toluca | Metepc | 1hr 00 Min. + 60 Min. |

Tabla 2.4 Tiempo de viaje punto a punto y tiempo de descarga promedio en CD's

Es importante mencionar que en los datos presentados anteriormente existe una serie de factores a considerar. Por ejemplo, en algunos de los destinos se tiene que hacer uso de carreteras federales de cuota, tal es el caso de Ixtlahuaca, Atlacomulco e Ixtapan

de la Sal. Sin embargo, para el resto de los CD's se utilizan carreteras libres de pago de cuota y en donde por consecuencia las velocidades logradas, así como la holgura en el tiempo están sujetas al tráfico que se presente durante el tiempo de visita. Si bien es claro, que por cuestiones de tiempo pudiera preferirse el uso de carreteras de cuota, este recurso no siempre es factible, ya que para el acceso a algunos lugares no existe tal facilidad (por ejemplo Tejupilco, Villa Victoria, Valle de Bravo entre otras), teniéndose que aceptar la única alternativa disponible. No se analiza para fines de esta investigación, el hecho que las carreteras utilizadas para desplazar el producto en los transportes con los que se dispone cumplen con las regulaciones dispuestas por la Secretaría de Comunicaciones y Transportes.

Cuando el transportista llega al CD asignado, dentro de la ventana de atención, inicia un proceso administrativo de recepción del producto, en el cual el transportista tiene que bajar de la unidad para entregar una hoja que contiene la descripción del pedido y lograr la autorización para ingresar al centro en donde el proceso de descarga del producto deberá tomar una hora en promedio. Después de este tiempo el vehículo queda listo para regresar a planta en donde se le asignará un nuevo viaje; de lo contrario el transportista tendrá que esperar fuera del CD hasta que se abra nuevamente la ventana de atención correspondiente y realice la operación antes mencionada. En la Figura 2.4 se presenta el diagrama de flujo de proceso de descarga de producto en el CD.

Sin duda el factor humano es parte importante en todo este proceso. Es por eso que para facilitar la programación de fletes de la empresa hacia los diversos CD's, actualmente se considerará el concepto de Hombre – Camión, en el cual no existe restricción alguna para programar una misma unidad para un determinado número de viajes o que el chofer deba cumplir con un turno de trabajo en particular. En nuestro caso definimos para cada vehículo un máximo de 48 períodos de 20 minutos como el tiempo para que un vehículo realice viajes. Esta restricción puede cambiarse en términos de hacer más humana la asignación de trabajo a los chóferes considerando períodos de descanso.

Finalmente, y una vez dados a conocer los antecedentes que caracterizan la operación en la empresa y los CD's, la problemática que esta investigación busca resolver queda definida en los siguientes términos: Dado que existe una entrega deficiente de producto elaborado en la embotelladora hacia los doce CD's y que se debe particularmente a la falta de mecanismos efectivos de programación y asignación de viajes a las unidades de transporte, es necesario desarrollar un programa que por un lado apoye en el cumplimiento al 100% de las entregas a tiempo de producto y por otro lado recomiende la forma más efectiva para hacer uso de las unidades de transporte.

| DIAGRAMA DE FLUJO DE PROCESO | | | | | | Página 1 de 1 | | | | |
|--|-----------|------------|------------|--------|------------|---------------------|----------|--------|---|---|
| Nombre del Proceso: Descarga de Producto en el Centro de Distribución | | | | | | Resumen | | | | |
| Método: Actual | | | | | | | | | | |
| Inicia en: Registro de Llegada al Centro de Distribución en Vigilancia | | | | | | | | | | |
| Termina en: Pase de salida del Centro de Distribución en Vigilancia | | | | | | | | | | |
| Elaborado por: José Rodolfo Torres Matus | | | | | | | | | | |
| Centro de Distribución: Valle de Bravo | | | | | | | | | | |
| Fecha : 10/03/04 | | | | | | | | | | |
| | | | | | | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ |
| | | | | | | 11 | 1 | 4 | 3 | 0 |
| Descripción del Método Actual | OPERACION | INSPECCION | TRANSPORTE | DEMORA | ALMACENAJE | Distancia en Metros | Cantidad | Tiempo | | |
| Registro en vigilancia | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Espera pase de entrada | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Autorización de acceso | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Llevar camión al andén asignado | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Estacionamiento de unidad | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Desamarre de lonas de la unidad | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Entrega documentos en andén | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Conteo físico del producto | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Autorización para Descarga | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Descarga del producto | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Documentos para envase vacío | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Carga de envase vacío | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Conteo físico de envase vacío | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Amarre de lonas | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Inspección de amarre de lonas | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Llenado de formatos de salida | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Salida del andén | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Entrega pase de salida en vigilancia | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Autorización de salida | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| Salida de Centro de Distribución | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |
| | ○ | □ | ⇒ | D | ▽ | | | | | |

Figura 2.4 Diagrama de flujo de proceso para la descarga de producto en CD.

Capítulo 3: Revisión de la literatura

3.1 Introducción

La importancia económica de la transportación ha despertado desde los años 60's un gran interés en empresas públicas y privadas, apoyadas por investigadores y académicos que han impulsado el uso de modelos para mejorar su eficiencia (Dantzig y Ramser, 1959). La transportación terrestre en cualquiera de sus modalidades (vehículos de carga, autobuses escolares, o transportes en general) tiene como reto minimizar el costo total de desplazar un objeto de un lugar a otro, sin embargo, esta actividad que aparenta ser sencilla a simple vista envuelve una gran diversidad de problemas que en la práctica han dado origen a estudios más profundos, tal es el caso de la *Administración de Flotillas de unidades*, que consiste en su forma más simple, en decidir el orden en el que un conjunto de clientes deberán ser atendido por un determinado grupo de vehículos a lo largo de un periodo de tiempo.

Los problemas que enfrenta la administración de flotillas se pueden clasificar en tres grupos:

- a) Problemas relacionados con las *características de las unidades de fleteo* (número de vehículos, capacidad, tipo, etc.).
- b) Problemas relacionados con los *requerimientos* o *necesidades del cliente* (tamaño del pedido de cada cliente).
- c) Problemas relacionados con las *características geográficas* para llevar a cabo las entregas (el costo del viaje y el tiempo entre puntos de entrega).

A continuación se describen brevemente algunos ejemplos de los grupos antes citados:

En el primer grupo podemos citar a los problemas en que las *características de los vehículos* inducen una gran variedad de restricciones. Por ejemplo, si las unidades de fleteo son heterogéneas, cada vehículo en consecuencia tendrá distintas capacidades de carga, que les permite atender estrictamente a un cierto número de clientes, lo cual deberá ser tomado en cuenta para disponer de un tipo de unidad que permita que la relación Cliente/Vehículo sea maximizada. Si un vehículo es capaz de realizar más de un viaje durante el periodo de análisis, genera otra condición que finalmente se convertirá en una restricción más del problema.

En el segundo grupo, *requerimientos de los clientes*, se deben considerar las siguientes situaciones que imponen, como se mencionó en el párrafo anterior, una o varias restricciones:

- 1) Cuando el tiempo de atención de los clientes está restringido a un cierto horario de atención denominado ventana de tiempo, la administración de flotillas deberá realizar los ajustes pertinentes para poder atender a todos los clientes dentro de los periodos disponibles y cumplir con la orden solicitada.

- 2) Las restricciones de precedencia imponen un orden parcial en la secuencia de visita de los clientes. Un ejemplo típico de restricciones de precedencia se presenta al definir qué cliente será atendido primero y cuál será atendido al final.
- 3) Realizar la entrega de producto a un cliente en específico puede ser opcional dependiendo del grado de penalización económica que se tenga al no realizarla. Ésta es una decisión que enfrentan algunas empresas de transporte que saben de antemano el costo económico que implica no realizar la entrega.
- 4) El problema del ruteo periódico surge en la distribución de productos tales como bebidas, golosinas, cerveza o pan. En este caso, la compañía que distribuye el producto está interesada en desarrollar una serie de rutas diarias para un cierto período de días, de tal forma que cada cliente reciba su pedido con una frecuencia establecida, por ejemplo, un cliente puede recibir su pedido todos los miércoles y viernes de cada semana.
- 5) Finalmente, el problema del ruteo por inventario se presenta en la distribución de combustibles. Bajo esta situación cada cliente define un nivel de inventario deseado y los distribuidores deberán determinar el tiempo para realizar la entrega y la cantidad a surtir evitando el desabasto del producto.

Los casos que dan origen al tercer grupo, surgen cuando por ejemplo, el mecanismo para asignar las entregas de producto a los clientes se basa en un proceso manual, y se presentan *restricciones geográficas* que demandan de un conocimiento más profundo para lograr el funcionamiento adecuado de la administración de flotillas.

3.2 El Problema de Ruteo de Vehículos

Uno de los algoritmos más importantes y populares que se han desarrollado para modelar el comportamiento de la administración de flotillas y que captura la esencia de asignar vehículos a rutas y atender a un conjunto de clientes de manera eficiente es el Problema de Ruteo de Vehículos (Vehicle Routing Problem VRP por sus siglas en inglés).

El VRP representa un área vasta de investigación; el detalle de su estudio recopilado por Bodin *et. al.* (1983) contiene alrededor de 700 referencias, en el cual se documentan métodos de optimización y propuestas de métodos de aproximación para resolver este problema y sus diferentes versiones. Estas referencias también documentan las aplicaciones prácticas más recientes del problema así como su relevancia económica.

El VRP está definido genéricamente en función de variables tales como: el número de vehículos que integran una flotilla, el número de clientes a los cuales se les debe atender, la capacidad de cada vehículo (por peso o por volumen), el tamaño de la

orden para un cliente determinado, la capacidad del vehículo, el costo del viaje directo entre dos puntos; y busca el diseño de una serie de rutas para una flotilla de vehículos que atienden a un conjunto de clientes con demandas conocidas al mínimo costo. Las rutas se originan y terminan en un punto o depósito central y sus algoritmos de solución pueden ser formulados en una de dos estructuras: *Ruteo Variable* o *Ruteo Fijo*.

En los sistemas con *ruteo variable*, los clientes pueden colocar sus demandas de mercancía hasta un día antes de programar las rutas de los vehículos, de tal forma que al final del día se sabrá con precisión qué clientes requieren ser atendidos y en consecuencia aplicar el algoritmo correspondiente para optimizar las rutas.

En los sistemas en los cuales las demandas de los clientes son suficientemente estables a tal grado que se puede usar el mismo programa de rutas en varias ocasiones, se aplica el *ruteo fijo*. Algunas compañías prefieren usar rutas fijas para resolver sus necesidades de entrega y evitar los esfuerzos computacionales que implica resolver el problema cada día y lograr una administración simple del proceso.

La aplicación teórica y práctica que caracteriza el estudio del VRP es muy amplia y va desde una perspectiva teórica, en la cual el problema es de gran interés ya que representa uno de los modelos más populares en optimización combinatoria; hasta una perspectiva práctica, en donde su importancia se hace evidente debido a las múltiples aplicaciones exitosas que han surgido de las variantes que el problema presenta.

Para entender la estructura del VRP, se requiere en primer lugar entender su origen, el cual se sabe fue iniciadamente presentado por Dantzig y Ramser (1959) como un problema de despacho de vehículos y clasificado como un problema NP-hard (lo que significa que no puede ser resuelto óptimamente en un tiempo polinomial), sin embargo dadas las diversas aplicaciones que este problema tiene en la práctica, ha ocasionado que aún en nuestros días muchos investigadores continúen desarrollando mecanismos para resolverlo.

Motivados por el interés de encontrar una solución eficiente al VRP, en 1964 Clarke y Wright usaron un algoritmo heurístico. Sobre ésta línea de trabajo, Lin (1965) introdujo un algoritmo de búsqueda local basado en el problema del agente viajero que se apoyó principalmente en un proceso sistemático de intercambios en serie (*k-Exchange*). En 1969 Christofides y Eilon aplicaron la técnica de intercambio a diversos problemas con ligeras variaciones del VRP. Lin y Kernigham (1973) generalizaron este procedimiento de intercambios reportando un desempeño eficiente en la solución del problema.

Esta serie de trabajos iniciales dieron origen a una época de investigación y desarrollo de algoritmos llamada *Primera Generación*, la cual se caracterizó por presentar diversos métodos de solución glotones, basados principalmente en algoritmos heurísticos. Se sabe que las primeras soluciones con estos métodos poseían un desempeño inferior a las soluciones obtenidas por mecanismos manuales; esto debido

principalmente a un deficiente manejo de todas las restricciones que un problema real poseía.

En 1977 Russell, motivado por el interés de encontrar mejores soluciones al VRP y representar una problemática más apegada a la realidad, incorporó una restricción al modelo colocándole ventanas de tiempo. En esta versión del VRP cada cliente tiene un período de tiempo en el cual deberá ser atendido. Si bien el problema se pudo resolver óptimamente con programación matemática, la solución dependía de algoritmos heurísticos. Solomon (1983, 1987) y Savelsbergh (1984) demostraron que el Ruteo de Vehículos con Restricciones de Tiempo (TCVRP por sus siglas en inglés) es fundamentalmente más difícil de resolver que el VRP. Este hecho obligó a los investigadores a crear nuevos mecanismos óptimos de solución que consistían en el replanteamiento de algunas de las condiciones originales del problema, pero que sobre todo se basaran en el uso de algoritmos heurísticos para superar exitosamente esta nueva restricción.

Christofides, Mingozzi y Thot (1981) y Baker (1983) propusieron métodos de optimización para el caso de un solo vehículo (basados en el problema del agente viajero). Desrochers y Soumis (1985) abordaron el problema bajo el esquema de la ruta más corta con ventanas de tiempo. Desrochers, Dumas y Soumis (1984) presentaron una aproximación al problema de ruteo con restricciones de tiempo a través de la técnica de generación de columnas. Desrochers, Sauve y Soumis (1985) propusieron un estudio Lagrangiano, y finalmente el trabajo de Kolen, Rinnooy y Trienekens (1986) fue el primero en el cual utilizaron el método de Ramificar y Acotar basado en el estudio de Christofides, Mingozzi y Thot (1981). Esta serie de investigaciones en conjunto dieron origen a la denominada *Segunda Generación*.

Actualmente no han surgido cambios fundamentales en las estrategias para atacar la problemática del ruteo de vehículos de tal forma que se pueda identificar claramente una *Tercera Generación*; sin embargo, es posible predecir las tendencias que esta “nueva generación” dictará, basada principalmente en las deficiencias tecnológicas de las generaciones anteriores. Por ejemplo, una de las principales limitaciones que presentan los algoritmos de la *segunda generación* es su carente flexibilidad para transferir e implementar un algoritmo de una organización a otra (Fisher, 1995); esto debido principalmente a la utilización de algoritmos heurísticos. En resumen, lo que se requiere son herramientas más robustas para resolver el problema de ruteo de vehículos.

El camino a seguir para atender a fondo esta problemática, es optimizar los modelos ya existentes, como son el problema del agente viajero y continuar aprovechando los beneficios de los algoritmos heurísticos en combinación con mecanismos de inteligencia artificial que seleccionen el algoritmo más adecuado cuando se presente una aplicación en particular.

3.3 Formulación del Problema

El problema bajo estudio puede ser formulado de diversas maneras, González, (2005) propone un modelo de programación matemática de *flujo en redes* 1-RBH para resolver este problema de manera óptima; para utilizar el modelo, es necesario la construcción de una lista de nodos y la división del horizonte de planeación en períodos de tiempo de igual duración. Cada período tiene un nodo de inicio y fin; estos nodos representan un instante en el tiempo sobre el horizonte de planeación e integran una lista finita, todos los nodos son igualmente espaciados en tiempo.

A continuación se presenta la notación necesaria para la representación de la lista de nodos que será usada a lo largo de esta sección y que permitirá describir las características particulares de este problema.

Notación

- $N = \{0, 1, 2, \dots, m\}$: El conjunto de nodos
- i_0, i_m : nodo inicial y nodo final, $i_0, i_m \in N$
- $[a, b]$: instante en el tiempo inicial y final respectivamente para el horizonte de planeación, $a < b$
- T : Duración del horizonte de planeación en el tiempo, $T = b - a$
- p_i : Período i , $p_i = (i - 1, i)$; $i = 1, \dots, m$
- lp : Duración temporal para todos los períodos p_i
- L : Conjunto de centros de distribución
- U : Conjunto de ventanas de tiempo
- l : Subíndice para el conjunto L
- u : Subíndice para las ventanas de tiempo de los centros de distribución
- $[a_u^l, b_u^l]$: Ventana de tiempo u para el centro de distribución l , $a_u^l < b_u^l$, $u \in U, l \in L$
- tv^l : Tiempo requerido de viaje de la planta hacia el centro de distribución l , $l \in L$
- tc : Tiempo de carga del vehículo en la planta
- td^l : Tiempo requerido para la descarga del camión en el centro de distribución $l \in L$
- D^l : Demanda expresada en número de camiones para el centro de distribución $l \in L$

Los nodos y los períodos se muestran en la figura 3.1.

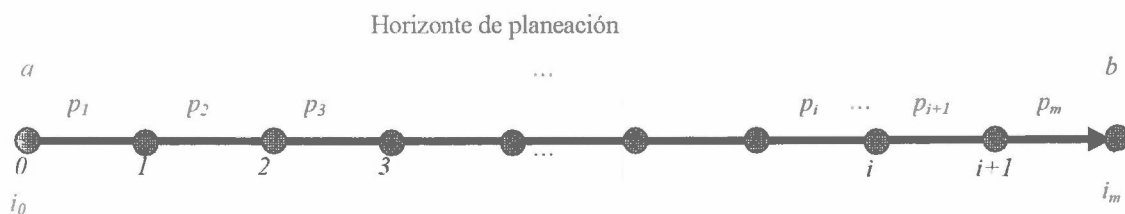


Figura 3.1 Representación del conjunto de nodos y períodos en el horizonte de planeación

En el modelo propuesto el nodo inicial i_0 se considera un parámetro a calcular, el cual es determinado usando:

$$i_u = \left\lceil \min_{(u,l)} \{a_u^l - tv^l\} \right\rceil^{lp}, l \in L, u \in U$$

La función $\lceil x \rceil^{lp}$ calcula el mínimo múltiplo entero de lp , mayor que o igual a x . El conjunto N de nodos es utilizado para la construcción de arcos; cada arco queda definido por $(i,j) \quad j, i, j \in N$ y puede pertenecer a cualquiera de los siguientes tipos: *Arco de espera*, o *Arco de entrega*.

El arco de espera representa el número de periodos que un vehículo ocupa en la expectativa de ser cargado. El arco de entrega incorpora el número de periodos empleados por un vehículo para ser cargado, realizar el recorrido para atender al CD que le fue asignado y regresar a planta para una nueva asignación.

Para cada CD l , se construye la gráfica $G^l = (N^l, A^l)$, $N^l \subseteq N$ usando el conjunto de nodos N y los arcos de entrega calculados que le corresponden. Los arcos de entrega $A^l = \{(i, j) | i, j \in N\}$ se definen de la siguiente manera:

$$(i, j) = \left\{ \begin{array}{l} i a_u^l \leq i + tc + tv^l \leq b_u^l \\ j = \lceil i + tc + 2tv^l + td^l \rceil^{lp} \end{array} \right\} i, j \in N; l \in L; u \in U$$

En el modelo se asume que el costo de entrega C^l asociado con cada arco de entrega depende únicamente de la distancia recorrida entre el centro de distribución l y la planta, por lo tanto $C^l = C_{ij}$, $\forall (i, j) \in A^l$. Asimismo se encuentra asociado con cada arco de entrega un intervalo de tiempo necesario para completar las actividades, este intervalo de tiempo P^l queda definido por un conjunto de periodos consecutivos y se calcula usando:

$$P^l = \frac{j-i}{lp}, \forall (i, j) \in A^l.$$

En donde P^l es un número entero que representa a un intervalo de tiempo y que es múltiplo de lp . Por lo tanto es necesario construir una gráfica G^l para cada centro de distribución l que represente al conjunto de arcos. Un ejemplo de una gráfica G^l se muestra en la Figura 3.2

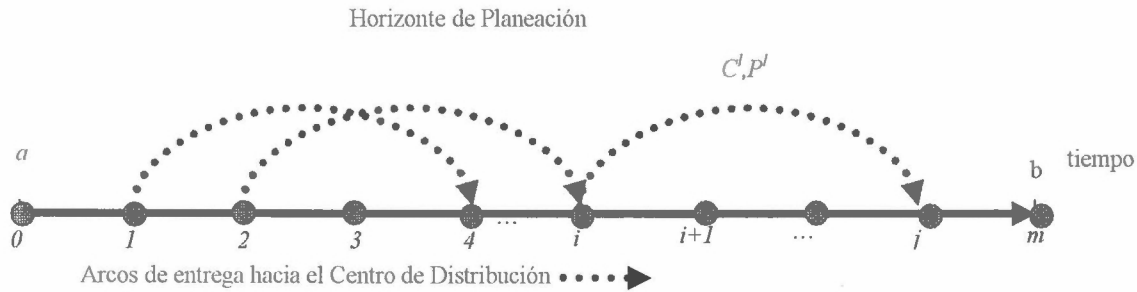


Figura 3.2 La Gráfica G^l muestra los arcos de entrega para un CD l

Con el conjunto de nodos N , se construye una nueva gráfica $G_e = (N_e, A_e)$, en donde $N_e = \{i \in N\}$ y $A_e = \{(i, j) | j = i + pl\}$. La gráfica G_e se muestra en la Figura 3.3.

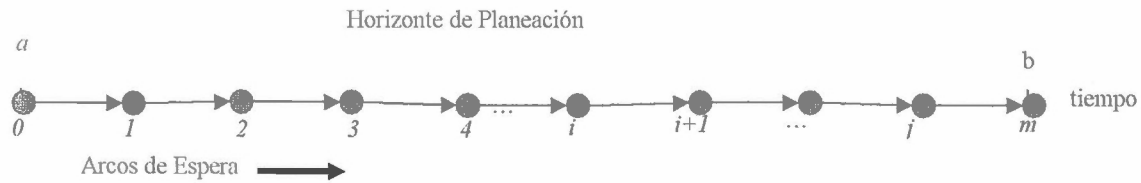


Figura 3.3 La Gráfica G_e que se forma con los arcos de espera

El conjunto formado por los arcos de entrega y los arcos de espera son factibles con respecto a:

- Las ventanas de tiempo en los centros de distribución.
- Los nodos de inicio y los nodos de terminación se encuentran entre el horizonte de planeación $a \leq i_0 < i < i_m \leq b, \forall i \in N$.

El cálculo del conjunto de nodos N , el conjunto de arcos A^l y A_e requieren estar totalmente relacionados para asegurar que todos los arcos y nodos factibles estén incluidos.

3.3.1 Modelo de flujo en redes

La gráfica G se forma tomando en cuenta al conjunto de nodos de N , al conjunto de arcos que constituyen la gráfica G^l , a los elementos A_e que integran la gráfica G_e , a los nodos adicionales $\{s, k\}$ y a los arcos adicionales $\{(s, i_0), (i_m, t)\}$. Con el interés de encontrar una ruta factible para un vehículo, son asignadas variables binarias para modelan la utilización de un arco de entrega o a un arco de espera; así como también se requiere que un flujo unitario pase a través de los nodos s y t , entonces la ruta queda definida al cumplirse estas condiciones como se muestra en la Figura 3.4

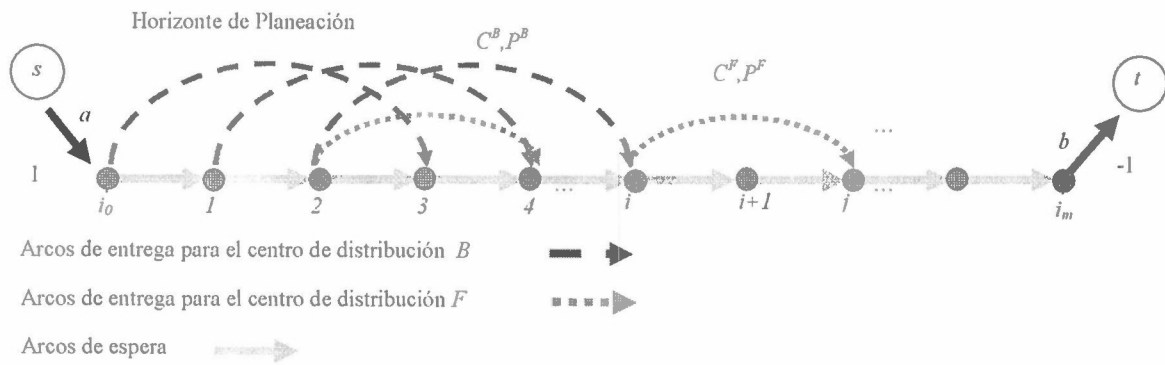


Figura 3.4 Representación de la gráfica G para la obtención de rutas factibles

El modelo de flujo en redes incluye un conjunto de restricciones que satisfacen las siguientes condiciones:

- Cumplimiento de la demanda en cada centro de distribución.
- La obtención de rutas para vehículos con el mínimo número de períodos de espera y el mínimo número de camiones empleados.,

Notación:

- L : Conjunto que representa a los centros de distribución, identificados por l
- K : Conjunto que representa a los vehículos utilizados, identificados por k
- N : Conjunto de nodos, identificados por i, j
- $s \in N$: Nodo fuente
- $t \in N$: Nodo destino
- $A_e = \{(i, j) | (i, j): \text{es un arco de espera}\}, i, j \in N$
- $A^l = \{(i, j) | (i, j): \text{es un arco de entrega para el centro de distribución } l\}, l \in L, i, j \in N$
- $B = \{i | i \text{ es un nodo inicial de un nodo de entrega que va al CD } l\}, i \in N, l \in L$
- D^l : Demanda para el centro de distribución $l \in L$
- D : Demanda total, $D = \sum_{l \in L} d^l$
- C^l : costo unitario de transporte en el que se incurre por hacer uso del arco de entrega $(i, j) \in A^l, l \in L$
- T^l : Tiempo de viaje en el que se incurre por usar el arco de entrega $(i, j) \in A^l, l \in L, T^l = (tc + 2tv^l + td^l)$
- P^l : No. de períodos requeridos al usar un arco de entrega, $(i, j) \in A^l, l \in L; P^l = \lceil T^l \rceil^{lp}$
- F_k : Costo fijo en el que se incurre al usar el vehículo $k, k \in K$
- G_k : Costo por período de espera para el vehículo $k, k \in K$
- P : Períodos de Totales en el horizonte de Planeación
- E : Constante seleccionada

Las variables de decisión son:

$$X_{ijk} \begin{cases} 1, \text{ si el arco de espera } (i,j) \text{ es usado por el vehiculo } k; (i,j) \in A_e, k \in K \\ 0, \text{ de otra forma} \end{cases}$$

$$W_{ijk}^l \begin{cases} 1, \text{ si el arco de entrega } (i,j) \text{ es usado por el vehiculo } k; (i,j) \in A^l, k \in K, l \in L \\ 0, \text{ de otra forma} \end{cases}$$

$$Y_k \begin{cases} 1, \text{ si el vehiculo } k \text{ es usado}; k \in K \\ 0, \text{ de otra forma} \end{cases}$$

r_k = Periodos de tiempo en espera del vehiculo $k \in K$

El modelo de programación matemática por resolver es:

$$\text{Min} \sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in A^l} \sum_{k \in K} C^l w_{ijk}^l + \sum_{k \in K} F_k y_k + \sum_{k \in K} G_k r_k \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in A^l} \sum_{k \in K} w_{ijk}^l \leq 1, \quad i \in B; \quad (2)$$

$$\sum_{(i,j) \in A^l} \sum_{k \in K} w_{ijk}^l = D^l, \quad l \in L \quad (3)$$

$$\sum_{(i,j) \in A_e} X_{ijk} - \sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in A^l} w_{ijk}^l = \begin{cases} 1, \text{ si } i = s \\ 0, \text{ si } i \in N - \{s, t\} \\ -1, \text{ si } i = t \end{cases}, i \in N; k \in K \quad (4)$$

$$\sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in A^l} w_{ijk}^l - E y_k \leq 0, \quad k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in A^l} P^l w_{ijk}^l + r_k = P, \quad k \in K \quad (6)$$

$$r_k \geq 0 \quad k \in K \quad (7)$$

$$X_{ijk}, w_{ijk}^l, y_k \in \{0,1\} \forall i, j \in N; k \in K, l \in L$$

En el modelo 1-RBH propuesto por González (2005) se busca minimizar los costos totales de transporte en la función objetivo que son: los costos de transportación, un costo fijo por el uso de un vehiculo adicional, y los costos debidos a los periodos de ocio de los vehiculos. Con el conjunto de restricciones representadas por la ecuación (2) se modela la condición de operación en planta en la cual solo un vehiculo puede ser cargado usando los arcos de entrega que inician en los nodos i , con $i \in B$. Con el

conjunto de restricciones mostradas en la ecuación (3) se modelan las condiciones de demanda en cada centro de distribución. Las condiciones de conservación de flujo para cada nodo i , $i \in N$ son incluidas en la ecuación (4). Los costos fijos ligados con las restricciones se representan con la ecuación (5). Y los costos por ocio en cada ruta son modelados con las restricciones de la ecuación (6).

Con base en la formulación propuesta por González (2005) al problema de asignar y secuenciar entregas con restricciones de ventanas de tiempo, en este trabajo de investigación se propone desarrollar y aplicar un algoritmo heurístico apoyado en operadores genéticos como una alternativa para resolver una versión del problema anterior, en la cual no son considerados los costos totales de transporte como medida de desempeño del algoritmo sino el mínimo número de vehículos para atender la demanda total de los doce centros de distribución, así mismo se incluye una restricción al modelo en la cual se impide que dos vehículos realicen una operación de descarga al mismo tiempo en cualquiera de los centros de distribución.

3.4 Aplicación de los Algoritmos Heurísticos de 1ª Generación al VRP

Como se mencionó anteriormente, los algoritmos heurísticos han sido empleados como una alternativa viable de solución a problemas combinatorios. En la presente sección se intenta mostrar los beneficios alcanzados en problemas de ruteo de vehículos empleando algoritmos heurísticos, para lo cual es necesario llevar a cabo la definición de algunos términos y variables así como una clasificación de uso general.

Se define $G = (N, A)$, como la *Gráfica* que representa al conjunto de nodos $N = \{0, 1, 2, \dots, n\}$, incluyendo el depósito (nodo 0) y todos los clientes desde el 1 al n -ésimo; $A \subseteq N \times N$, es el conjunto de *Arcos* correspondientes a todas las conexiones entre los nodos en el problema, y C_{ij} , es la longitud (costo) del arco desde el punto i hasta el punto j .

Una de las aplicaciones más importantes que tuvieron los algoritmos heurísticos durante la 1ª Generación, fue encontrar soluciones factibles basadas en la generación de rutas para cumplir con las entregas a diversos clientes. Con la intención de lograr un mejor entendimiento de estos mecanismos, los algoritmos heurísticos aplicados al ruteo de vehículos se pueden clasificar en: *Heurísticos para construir rutas*, los cuales consisten de manera general en seleccionar arcos de manera secuencial para encontrar una solución factible, minimizando los costos de entrega y cuidando de no violar ninguna de las restricciones que relacionan la capacidad del vehículo; *Heurísticos para optimizar rutas*, los cuales inician con un conjunto de arcos $S_1 \cap A$ que definen una secuencia factible e intentan llevar a cabo un intercambio de arcos entre los subconjuntos $S_1 \cap S$ y $S_2 \cap A - S$ de tal forma que se reduzca el costo y se mantenga la factibilidad. Y finalmente, los algoritmos *de dos fases*, los cuales en la primera fase llevan a cabo una asignación de clientes a los vehículos sin especificar la secuencia en la cual serán visitados y en la segunda fase esta asignación es depurada por medio de algún algoritmo basado en el problema del agente viajero.

A continuación se llevará a cabo un análisis más detallado de los algoritmos anteriormente descritos.

3.4.1 Heurísticos para Construir Rutas

En la sección 3.2, se dijo que el Método de Clarke y Wright (1964) es el heurístico mejor conocido para construir rutas basado principalmente en la definición del concepto de *ahorro*. De manera general este método inicia con una solución factible en la cual cada cliente es atendido individualmente por un vehículo en particular, con lo cual queda definida una ruta; a continuación y con la intención de *ahorrar* un vehículo, se combinan dos rutas cualesquiera para atender a un par de cliente reduciendo por consecuencia el costo de la operación.

Para explicar adecuadamente el concepto de *ahorro* que es clave en este algoritmo es necesario definir los siguientes costos:

- Costos de atención individual en viajes de ida y regreso para los clientes i y j se definen por:

$$C_{O_i} + C_{iO} + C_{O_j} + C_{jO}^2.$$

- Costo de un vehículo que atiende a i y j en una misma ruta es:

$$C_{O_i} + C_{ij} + C_{jO},$$

- De esta forma, al combinar i y j se logra un *ahorro* definido por:

$$S_{ij} = C_{iO} + C_{O_j} - C_{ij}.$$

En conclusión, en este método se trata de seleccionar los arcos i, j con el máximo S_{ij} (*ahorro*) buscando siempre que dicha combinación de rutas sea factible. Entonces los clientes i y j son considerados ahora como un solo *Macro-Cliente*.

Finalmente, dentro del proceso de combinación de rutas se puede, simultáneamente ir formando rutas parciales para todos los vehículos o de forma secuencial agregar clientes a una ruta determinada hasta que el vehículo está completamente cargado. Este proceso es conocido como *El Método Secuencial de Clarke y Wright (C&W)*.

3.4.2 Heurísticos para Optimizar Rutas

Después del surgimiento de *El Método Secuencial de Clarke y Wright*, fueron reportadas diversas modificaciones al modelo con resultados satisfactorios. Por ejemplo Gaskel (1967) y Yellow (1970) presentaron el concepto de "*Ahorro Modificado*" definido como: $S_{ij} - \theta c_{ij}$, en el cual a través de la modificación de un *parámetro escalar* θ

² El deposito central de donde se originan todas las rutas se identifica por el índice O .

se podía evaluar la conveniencia económica (costo de viaje) de elegir entre dos nodos para integrar una ruta considerando la distancia relativa entre ellos y el depósito central.

Siendo fundamental en ese método la selección del parámetro θ como mecanismo para lograr la integración de mejores rutas, Goleen, Magnanti y Nguyen (1977) se dieron a la tarea de utilizar técnicas computacionales para la estimación de este parámetro, con las cuales lograron reducir sustancialmente el tiempo de procesamiento en la construcción de rutas propuesto por el método original de C&W.

Altinkemer y Gavish (1991) por su parte modificaron el método de C&W, combinando varios pares de rutas en una sola iteración logrando resultados significativamente importantes. El éxito de este método se centró en la decisión de unir dos rutas parciales que compartían un par de nodos y posteriormente resolver simplemente un problema de emparejamiento aplicando el concepto de ahorro propuesto por C&W.

Lin (1965) y Lin & Kernighan (1973) demostraron la efectividad de mejoras locales para el problema del agente viajero, implementando el efecto del intercambio *k-óptimo* en una solución obtenida para este problema en particular; propusieron un mecanismo que consistía en reemplazar arcos entre nodos que definían una ruta cuidando en cada intercambio de conservar la factibilidad del problema. En una extensa prueba computacional ellos mostraron que una solución *3-óptima* podía ser calculada rápidamente y que la solución estaría muy cerca del valor óptimo.

A continuación se describe uno de los trabajos clave para el desarrollo de esta investigación, que fue desarrollado por Christofides y Elinton (1969). La aportación más relevante de estos autores consistió en la adaptación lograda del modelo propuesto por Lin y Kernighan (1973) para formular un modelo del *agente viajero con k-recorridos* y que más tarde daría origen a uno de los problemas clásicos en la literatura denominado el *problema de ruteo de vehículos (VRP por sus siglas en inglés)*.

La descripción general del problema del agente viajero con *k-recorridos* consiste principalmente en una readaptación del problema del agente viajero para n ciudades y en el cual se define por medio de arcos de longitud c_{oi} un número de k viajes adicionales para atender a un conjunto de clientes i . Dichos viajes inician y terminan en un depósito central lo cual implica que se realicen K copias de viajes al almacén, dando origen a un problema del agente viajero, pero ahora con $n-K$ ciudades. Entonces Christofides y Elinton aplicaron este mapeo y usando un intercambio *3-óptimo* (Lin y Kernighan, 1973) generaron soluciones factibles para el ruteo de vehículos, con la condición de que cualquier intercambio de arcos realizado no alterara la factibilidad de la ruta ni violara las restricciones de capacidad de los vehículos.

Finalmente, Russell (1977) dio continuidad al trabajo de Christofides y Elinton proponiendo que en la selección de intercambios se consideraran sólo aquellos que involucrarán más de 3 arcos. Las últimas investigaciones basadas en éste tipo de técnicas fueron realizadas por Savglisber (1985) y Thompson (1988).

3.4.3 Métodos de Dos fases

Con la intención de desarrollar algoritmos que permitan encontrar mejores soluciones para resolver el problema de ruteo, Guillet y Miller (1974) propusieron el más simple y conocido algoritmo basado en el método de las dos fases, denominado "SWEEP". Este método es aplicable únicamente a problemas planteados en dos dimensiones, en el cual los clientes son identificados con puntos en un plano, siendo c_{ij} la *distancia euclidiana* entre los puntos i y j .

En la *fase 1*, los clientes son ubicados en un sistema de coordenadas polares con origen en el depósito central. Enseguida desde el origen, un cliente es seleccionado e identificado con un "rayo" realizando un barrido en favor o en contra del giro de las manecillas del reloj. Posteriormente, al cliente le es asignado un vehículo en particular, y se continúa el proceso de barrido asignando clientes al vehículo sin exceder su capacidad; el proceso termina en el momento en que todos los clientes han sido asignados en algún vehículo.

En la *fase 2*, los clientes asignados a cada vehículo son secuenciados usando algún algoritmo del agente viajero con lo cual se concluye el método. Otros heurísticos para la fase 2 han sido reportados por Christofides, Mingozzi & Coth (1979).

En resumen podemos concluir diciendo que los heurísticos descritos hasta el momento se basan únicamente en considerar restricciones que favorecen la selección o el intercambio de nodos que benefician la integración de rutas, sin embargo, adolecen de restricciones importantes que consideren, por ejemplo la capacidad de los vehículos. En algunos modelos estas restricciones son verificadas para evitar violación a la factibilidad tanto como sea necesario, pero no tienen otra influencia en la selección hecha para formular una solución. Por esta razón quizás, estos heurísticos pueden fácilmente terminar con una solución pobre o infactible si la restricción de capacidad es fundamental en el problema. En el caso particular de esta investigación, resulta de gran utilidad la idea de Guillet y Miller (1974) de dividir el problema en dos etapas, ya que aún y cuando se tenga la necesidad de resolver dos problemas, la complejidad de cada una de las partes es menor.

3.5 Aplicación de los Algoritmos Heurísticos de 2ª Generación al VRP

En los casos que a continuación se presentan se resuelven óptimamente algunas aproximaciones al problema de ruteo de vehículos fundamentadas en programación matemática. Cabe señalar que la programación matemática basada en heurísticos es muy diferente de la heurística propuesta por los algoritmos de la 1ª generación. En esta sección se describen dos ejemplos superiores computacionalmente a los revisados en las secciones anteriormente:

- a) El Problema de Asignación Generalizado.
- b) Problema de Partición de Grupo.

3.5.1 El Problema de Asignación Generalizado para el VRP.

Fisher y Jaikumar (1981) propusieron un algoritmo general de asignación para resolver el problema del ruteo de vehículos basado en un heurístico que resuelve el problema de asignación de clientes a vehículos por medio una aproximación lineal definida por la función: $\sum_i d_{ik} y_{ik}$ y que en esencia representa el costo de incluir a un cliente i en el tour que realiza el vehículo k . En el algoritmo se propone realizar lo siguiente:

- a) Definir K como el grupo “semilla” que representa la asignación de los clientes i_1, i_2, \dots, i_k con el vehículo k para $k = 1, 2, \dots, K$,
- b) Calcular el coeficiente $d_{ik} = c_{oi} + c_{ik} - c_{oik}$ que especifica el *costo de incluir* al cliente i en la ruta del vehículo k que viaja directamente desde el depósito, visita al cliente i_k y regresa (costo de la ruta, más el costo por usar el vehículo k para atender al cliente i , menos el costo por regresar en el vehículo k).

Como se observa, la definición de la “semilla” es fundamental en este método ya que establece las rutas en las cuales cada vehículo realizará su recorrido y la forma en la cual le serán asignados los clientes. Ante tales condiciones diversos autores han propuesto una serie de algoritmos y reglas para generar soluciones factibles (Fisher, Jaikumar y Van Wassenhove, 1986). Por ejemplo, algunas propuestas recomiendan que heurísticamente los clientes sean asignados secuencialmente a los vehículos que tengan el mínimo d_{ik} ; otras, sugieren que para realizar la asignación se tome en cuenta la distancia que existe entre un cliente i y el depósito; e incluso se ha llegado a considerar la diferencia en el costo de asignación entre un vehículo y otro.

En un caso muy particular de aplicación bidimensional Fisher y Jaikumar (1981) propusieron un método gráfico basado en la generación de sectores en los cuales se localizaba a los clientes y posteriormente, siguiendo un algoritmo heurístico, se realizaba sistemáticamente la asignación de vehículos. Bramel & Simchi-Levi (1992) propusieron una extensión más elaborada del modelo de asignación generalizada que consistía en un proceso para preseleccionar y asignación de los clientes que pudieran dar origen a semillas que beneficiaran el proceso de asignación. Finalmente Nugard, Green Berg, Bolkan & Swenson, 1988; Koskosidis, Powell & Solowen, 1989 y Brenninger-Goethe, 1989 adaptaron el método anteriormente descrito incluyendo nuevas restricciones al problema tales como ventanas de tiempo y entregas divididas.

3.5.2 Heurísticos Basados en la Partición de Grupo

Para resolver el problema de asignación de vehículos a ruta Balinski & Quandt en 1964 propusieron un algoritmo heurístico denominado *Partición de Grupo* que consistía en listar libremente una serie de rutas a las que denominaron *rutas candidatas* con las cuales se pretende atender a un mínimo costo un máximo número de clientes utilizando un solo vehículo.

Con los algoritmos de partición de grupo, es posible encontrar una solución óptima siempre y cuando la lista de rutas candidatas contenga todas las rutas factibles. Sin embargo se corre el riesgo de que en la mayoría de las situaciones, este mecanismo pueda generar un problema de partición de grupo tan grande que para poder ser resuelto sea necesario implementar un algoritmo heurístico capaz de generar una lista suficiente de *rutas candidatas* que permita encontrar resultados óptimos o muy cercanos a él.

Una de las ventajas distintivas de la partición de grupo consiste en la facilidad para incluir un cierto tipo de restricciones; sin embargo, ninguna implementación en problemas a gran escala había sido realizada hasta 1976 que Foster y Ryan (1976) y Fleuren (1988) incorporaron el uso de ventanas de tiempo como parte de las restricciones del problema. Otros autores como Callen, Jarvis & Ratlife (1981) desarrollaron una implementación interactiva para esta aplicación en la cual el usuario (apoyado por un *interfase*, gráfica a color) tiene la opción de especificar rutas candidatas adicionales durante el proceso de solución. Agarwal, Mathur y Salkin (1989) y Desrocher y Solomon (1990) (para problemas con restricciones de ventanas de tiempo) reportaron algoritmos exactos basados en un modelo de partición de un conjunto y generación de columnas. Bramel & Simchi-Levi (1993) presentaron resultados teóricos sobre la efectividad de los mecanismos de partición de grupos por medio de generación de columnas.

3.6 Aplicación de los Algoritmos Basados en Inteligencia Artificial al VRP

El problema del ruteo de vehículos se encuentra en el corazón de la administración de la distribución. Como se presentó en la secciones anteriores existe diversas versiones del problema, y una gran variedad de algoritmos exactos y heurísticos han sido propuestos para su solución. Para Laporte (1991) los algoritmos exactos pueden resolver solamente problemas relativamente pequeños, sin embargo un número de algoritmos heurísticos se han desempeñado satisfactoriamente y prometen establecer avenidas de investigación que merecen más atención, tal es el caso de las técnicas de inteligencia artificial.

Las técnicas de inteligencia artificial han sido aplicadas de 2 formas:

- a) En Sistemas expertos, desarrollados para apoyar a usuarios que se enfrentan con una aplicación en particular, seleccionado un algoritmo apropiado y ajustando los parámetros de ese algoritmo a las necesidades del problema a resolver.
- b) En el desarrollo de algoritmos usando técnicas de búsqueda basadas en inteligencia artificial, tales como el simulado recocido, la búsqueda tabú y los algoritmos genéticos.

Los sistemas expertos inician con la premisa de que hay una gran variedad de tipos de problemas para el ruteo de vehículos, así como también un gran desarrollo de

algoritmos disponibles; por lo tanto un problema típico que enfrenta un analista de ruteo vehicular es empatar el algoritmo apropiado con una aplicación en particular.

La información relevante acerca de la aplicación no sólo es la definición formal del problema, sino también las características de los datos tales como número de paradas promedio por vehículo o incluso la flexibilidad en la restricción de la capacidad del vehículo.

Con base en lo anterior, diversos investigadores han intentado desarrollar técnicas para elegir un algoritmo apropiado y aplicarlo a un problema de ruteo de vehículos en particular. Desrochers, Lenstra & Savelsbergh (1990) desarrollaron un procedimiento que clasifica a los problemas de ruteo como una etapa previa a la elección del método que resolverá de mejor forma la problemática bajo análisis. Kadaba, Nygard & Juell (1991) aplicaron diversas técnicas de inteligencia artificial tales como redes neuronales y algoritmos genéticos para seleccionar *clientes semilla* en su heurístico de asignación generalizada. Potvin, Lapalme & Rousseau (1989) desarrollaron un sistema interactivo que permite al usuario formular y probar diversas versiones de algoritmos para resolver el VRP. El sistema se basaba en un heurístico de asignación generalizada que permite al usuario especificar ciertas reglas como son la elección de los clientes semilla, agregar clientes a ciertas rutas y modificar la secuencia de entregas para un conjunto de clientes asignados a un vehículo en particular. Como se puede apreciar, estas investigaciones están orientadas a desarrollar sistemas expertos que de manera automática seleccionan un conjunto de clientes bajo ciertas condiciones y adaptan un algoritmo para resolver una situación en particular.

Para lograr una mayor efectividad al momento de adaptar el uso de técnicas de inteligencia al VRP, Fisher (1995) propone el siguiente procedimiento genérico:

- a) Comenzar con una *solución inicial* S y la definición de reglas para construir *vecindades* $N(S)$ de soluciones alternativas cercanas de cierta forma a S .
- b) Evaluar por medio de alguna rutina cierta solución alternativa proveniente de $N(S)$, que mejore la solución inicial e iterar hasta que algún criterio de paro se cumpla.

Generalmente los métodos locales de búsqueda eligen una solución a partir de $N(S)$ cumpliendo con un estricto criterio de mejora que se vea reflejado en la función objetivo, por lo tanto el vecino de $N(S)$ se construye intercambiando al cliente n_1 de una ruta con el cliente n_2 de otra ruta. Típicamente, $n_1 \leq 1$ y $n_2 \leq 1$, por lo tanto los intercambios realizados consistirán en mover un cliente de una ruta a otra o intercambiando dos clientes en diferentes rutas. Se sabe además que existen diversos mecanismos para calcular el costo que implica el agregar o eliminar un cliente de una ruta y que están basados en métodos tradicionales de mejoramiento local, en donde únicamente se aceptan aquellas soluciones que estrictamente mejoren la función objetivo. En estos casos se llega a una disyuntiva fundamental en el método que consiste en: aceptar la 1ª solución encontrada en $N(S)$ o examinar cada una de las soluciones en $N(S)$ y en consecuencia elegir aquella que genere la mejor solución. El desarrollo eficiente de

mecanismos de búsqueda para abordar este tipo de problemas queda fuera de las competencias de los métodos tradicionales, pero representa una gran oportunidad para la implementación de algoritmos del tipo genéticos los cuales en su concepción más general son métodos sistemáticos para la resolución de problemas de búsqueda y optimización que aplican los mismos métodos de la evolución biológica (Holand, 1975) y que dadas ciertas condiciones en el problema principal, tienden a converger hacia una solución que es globalmente óptima o cercana a ésta. Los algoritmos genéticos tiene una estructura y procedimiento estándar, incluyendo una representación cromosómica, creación de una población inicial, selección, reproducción y una mejora de la búsqueda local.

En los últimos años varias investigaciones han reportado sus experiencias acerca de la aplicación de los algoritmos genéticos al problema de ruteo y programación de vehículos con restricciones de capacidad y tiempo. La ventaja obvia de los algoritmos genéticos radica en su facilidad de implementación, su énfasis tanto en búsquedas globales como locales, uso de la aleatorización en el proceso de búsqueda así como sus características interactivas.

Para Gascón (1997) dentro de los paradigmas de aprendizaje automático, los algoritmos genéticos se presentan como uno de los más prometedores en el camino hacia la inteligencia artificial. Actualmente han demostrado su validez en múltiples áreas de aplicación, ya que además de poseer una gran analogía con los procesos biológicos convierten al programador en un creador de "vida".

Los pasos que realiza un algoritmo genético son:

1.- Se genera un conjunto de 1 a N soluciones válidas al problema. Valores típicos de N son desde 1 hasta 200. Cada una de estas entidades representa una solución distinta a un mismo problema. Estas entidades se pueden generar al azar. También se pueden generar a partir de soluciones ya conocidas del problema que se pretenda mejorar, o mediante posibles "trozos de soluciones" (más conocidos como bloques constructores), es decir, con lo que creemos que pueden ser elementos o componentes de la solución final aunque no sepamos cómo combinarlos.

2.- Se evalúan las soluciones existentes y se deciden, en función de esta evaluación, dos cosas. Por una parte, cuáles soluciones van a sobrevivir y cuáles no; y por otra, cuáles se van a reproducir y cuáles no. En el caso de reproducirse, se especifica la potencia reproductora de la solución, de forma que es posible decidir que unas soluciones se reproduzcan más que otras.

3.- Tal como se ha establecido en el paso anterior, se eliminan ciertas soluciones y se mantienen otras, y se efectúa la reproducción o recombinación de genes (normalmente por parejas) de las entidades existentes. Por ejemplo, se realizan cruzamientos de patrones a partir de cierto punto elegido al azar, de forma que los nuevos patrones posean un segmento de cada uno de los progenitores.

4.- Se efectúan mutaciones (cambios al azar en los genes) de los nuevos patrones, según una tasa determinada. Algunos estudios aconsejan realizar mutaciones también sobre los padres.

5.- Se continúa en el paso 2 hasta que se cumpla el criterio de paro, que puede ser por ejemplo, que el peso o *fitness* de la mejor entidad supere cierto valor.

Gabbert (1991) presentó una propuesta del algoritmo genético para entender cómo se llevaba a cabo la programación y asignación de rutas de bajo costo en una red de vehículos que transportaban frigoríficos. Thangianh et al. (1993) desarrolló una clase de heurístico para el problema de ruteo de vehículos basado en un mecanismo de agrupar primero y enrutar después; usó un algoritmo genético para clusterizar nodos. Blanton y Wainwright (1993) desarrollaron dos operadores de cruzamiento aplicados como mecanismos de jerarquización en un algoritmo genético para resolver un VRPWT. Chen y Gen (1996) propusieron un algoritmo genético híbrido para representar el grado de satisfacción logrado en cada nodo en un problema de programación y ruteo de vehículos; ambos diseñaron un heurístico basado en la inserción del operador de cruzamiento para lograr en cada generación descendientes con mejores características.

Potvin et al (1996) utilizó algoritmos genéticos para encontrar mejores parámetros de entrada en la fase de construcción de rutas para el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo. Ochi et al. (1998) propuso la utilización de un metaheurístico híbrido para resolver una clase de problemas de ruteo y programación de vehículos usando algoritmos genéticos combinando una estrategia de búsqueda diseminada y una descomposición en pétalos para construir cromosomas; además demostró que los sistemas binarios de representación cromosómica no son los más adecuados para resolver cierto tipo de problemas de optimización combinatoria. Este hecho lo llevó a incorporar en su modelo genético criterios determinísticos para la selección de los padres y la reproducción, logrando que las generaciones de soluciones fueran obtenidas por combinaciones lineales de las soluciones previas.

Ten, Lee & Ou (2001) probaron diferentes hibridaciones basadas en técnicas de inteligencia artificial para resolver el problema de ruteo de vehículos con restricciones de ventanas de tiempo, utilizando un método de intercambio de clientes para mejorar las soluciones. A diferencia de la mayoría de las aplicaciones de los algoritmos genéticos que utilizan representaciones binarias ellos utilizaron una representación cromosómica entera de longitud N , que identificaba al número de clientes en cuestión. Cada gen en el cromosoma representaba el número del nodo asignado al cliente y la secuencia del gen indicaba el orden de vista de estos clientes.

Park (2000) propuso un algoritmo genético híbrido incorporando un procedimiento de intercambio glotón de optimización local para resolver el problema de secuenciación de vehículos con tiempos de entrega y periodos de cierre. Se evaluaron 3 objetivos simultáneamente que consistieron en minimizar el tiempo total de viaje, la ponderación de la demora y el número de unidades de fleteo. El algoritmo genético híbrido se evaluó ampliamente con varios tipos de problemas de prueba modificando diversos parámetros. Se empleó una codificación de la solución diploide (dos strings) y se aplicó un proceso de reparación para corregir cualquier solución infactible generada.

Finalmente, cabe señalar que las ideas que gestaron el desarrollo de los algoritmos en esta investigación y que se presentan en el siguiente capítulo se basaron en el modelo propuesto por Park (2000).

Capítulo 4 El Algoritmo

4.1 Introducción

Recordando que el problema abordado en esta investigación, tiene como principal objetivo determinar el mínimo número de vehículos necesarios para atender la demanda de 12 centros de distribución, y con base en lo presentado en el capítulo anterior, se puede decir que el proceso para encontrar soluciones factible en los problema de la serie VRP es muy complicado (Bodin et al, 1983, Golden y Asad, 1986, Solomon, 1988, Laporte, 1992, Desrochers et al, 1992 y Anily, 1999). Por lo tanto, en esta investigación se propone resolver el problema haciendo uso de los algoritmos genéticos y justificar su uso en este tipo de aplicaciones (Gabbert et al. 1991, Thangianh et al, 1993, Blanton y Wainwright, 1993, Cheng y Gen, 1996, Potvin, 1996, Malmborg, 1996, Chen et al, 1998 y Park, 2000). En este capítulo se describe de manera detallada la estructura de un algoritmo propuesto como mecanismo de solución al problema, en el cual se incorpora un procedimiento glotón de búsqueda local para generar una población inicial de soluciones y posteriormente con ayuda de los operadores genéticos de selección, cruce y mutación, desarrollar una búsqueda más selectiva de soluciones que permita determinar el mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con una demanda dada.

4.1.1 Supuestos

Para llevar a cabo la descripción y posteriormente la programación del algoritmo es necesario establecer los siguientes supuestos:

- a) Todos los viajes realizados por los vehículos inician y terminan en un mismo origen denominado planta.
- b) Todos los vehículos que atienden al conjunto de CD's tienen la misma capacidad.
- c) Se establece que el tiempo máximo de carga en planta para un vehículo es de veinte minutos. Este dato obliga a ajustar el horario de operación de veinticuatro horas a setenta y dos periodos de 20 minutos.
- d) En planta no se permite llevar a cabo dos operaciones de carga en el mismo período.
- e) En cada CD están predefinidos uno o varios intervalos de tiempo (ventanas de atención) para llevar a cabo operaciones de descarga/carga de producto.
- f) Todos los viajes asignados a cada uno de los CD's deberán llevarse a cabo dentro de las ventanas de atención.
- g) En cada CD no pueden empalmarse en ningún período dos operaciones de descarga provenientes de diferentes viajes. Más aún, el planteamiento del algoritmo no contempla que los vehículos queden en espera de atención fuera de los CD's.

- h) En cada CD se puede iniciar una descarga inmediatamente después de que se haya terminado una descarga previa.
- i) Si el período de descarga inicia faltando un período justo al cierre de la ventana de atención, se permite que la operación se termine.
- j) Cada CD puede ser visitado en varias ocasiones durante el período de planeación por diferentes vehículos.
- k) Todos los viajes demandados por los 12 CD's se deben realizar siempre y cuando no excedan a 72.
- l) Cada vehículo que es utilizado dispone de un número máximo de 72 períodos de 20 minutos para realizar viajes.
- m) La secuenciación de vehículos siempre se inicia en el período número 1 y con el vehículo número 1.
- n) La *activación* de un vehículo se da en el momento en que realiza su primer viaje a cualquier CD.
- o) La definición de *periodos activos* de un vehículo, es el número de períodos utilizados por el vehículo para atender a una o varias entregas.
- p) La definición de *periodos de ocio* de un vehículo, es el número de períodos que permanece en espera para atender una entrega una vez que ha sido activado
- q) Para secuenciar un vehículo que realiza una entrega se utiliza un procedimiento en paralelo, el cual consiste en activar un vehículo distinto período a período para atender la demanda de viajes a CD's.
- r) El criterio para la secuenciación de vehículos se basa en el principio de minimizar el número de períodos de ocio, y se aplica cuando, en un mismo período se tienen 2 o más vehículos activos para atender una demanda y se opta por secuenciar el viaje al vehículo con mayor porcentaje de utilización³.
- s) *El porcentaje de utilización parcial y promedio* de camiones son indicadores del grado de cumplimiento que logran las soluciones encontradas al resolver el problema planteado
- t) La ruta para cada vehículo es la secuencia de viajes a CD's utilizando total o parcialmente sus períodos disponibles.

³ El algoritmo cuenta con la opción de secuenciar el viaje al vehículo menos utilizado o de forma aleatoria entre las 2 opciones expuestas.

u) El *orden de asignación* inicial se basa en el criterio de atender en primer lugar los CD's en los cuales el número de períodos que definen sus ventanas de tiempo son menores o iguales a veintiuno.

v) El 100 por ciento de los viajes demandados por cada CD se debe cumplir.

w) El objetivo es determinar el mínimo número de vehículos necesarios para atender la demanda de los doce centros de distribución.

4.1.2 Notación

La notación básica empleada en la programación del algoritmo y en su descripción detallada a lo largo del presente capítulo es la siguiente:

no pdia: Constante que define 72 períodos que representan un día de operación en planta.

no cd: Número con el cual se identifica un centro de distribución:

1- Ixtapan de la Sal, 2- Ixtlahuaca, 3- Tejupilco, 4- Valle de Bravo, 5- Villa Victoria, 6- Lerma, 7- Villa Cuauhtémoc, 8- Metepec, 9- Atlacomulco, 10- Suburbana, 11-Tenango, 12-Pacífico.

no pcamion: Definida como $c_i \in \{1, 2, \dots, 72\}$ es una constante que indica el número máximo de períodos continuos por día en los que un vehículo puede ser utilizado.

ventanas: Arreglo matricial que contiene el periodo de inicio y fin de la (s) ventana(s) de tiempo para cada uno de los centro de distribución.

camion: Arreglo matricial que contiene el número de períodos necesarios para realizar las operaciones de carga, recorrido y descarga desde la planta hasta cada uno de los 12 CD's, así como la demanda D expresada en términos del número de viajes para atender a cada uno de éstos centros y para $D \in \{20, 21, \dots, 72\}$.

planta: Arreglo matricial de 3 renglones y 72 columnas en el cual se representa con el primer vector $X = [x_1, x_2, \dots, x_{72}]$ *i-ésimo* viaje $x_i \in \{1, 2, \dots, 72\}$ Por ejemplo, $x_3 = 8$ indica que en el período 8 se carga el viaje número 3. El segundo vector $Y = [y_1, y_2, \dots, y_{12}]$ para el que y_i representa es el número de CD al cual se asigna el viaje i con $y_i \in [1, 2, \dots, 12]$ e $i = 1, 2, \dots, D$. Por ejemplo, $y_3 = 4$ indica que en el viaje No. 3 se visita al CD 4. Y el tercer vector $Z = [z_1, z_2, \dots, z_D]$ en donde $z_i \in \{1, 2, \dots, D\}$ es el número del vehículo que se carga en el período x_i para atender la demanda del CD y_i . Por ejemplo, $z_3 = 2$ indica que el vehículo No. 2 se carga en el período $x_3(8)$ para atender al CD $y_3(4)$.

orden asig: Vector $\lambda_i = (j_1, j_2, \dots, j_{12})$ que establece el orden en el cual se llevará a cabo la asignación de entregas hacia los 12 CD's, de acuerdo a cierta prioridad preestablecida.

camiones: calcula el número de los a_i^t períodos activos de cada uno de los z_i vehículos utilizados en el vector planta.

menos camiones: variable que verifica si el número de vehículos utilizados en la permutación $[_{12} P_s]_i$ actual es menor al de la permutación $[_{12} P_s]_{i-1}$ con menos vehículos hasta el momento.

mejor planta: vector que contiene la información del mejor arreglo matricial planta logrado hasta el momento.

no plantas: variable que indica el número de las K soluciones factibles obtenidas después de cada iteración y que formarán parte de la población inicial.

plantas diferentes: vector $G^k = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{20}\}$ que almacena los números de identificación de los vectores mejor _ planta estableciendo un orden de precedencia basado en $f(I)$.

Individuo I: Es la representación genética de un individuo $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ que codifica a las soluciones generadas empleando una estructura triploide (3 vectores) en la cual, el primer vector $X^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_D^k]$ es una secuencia de números enteros en donde x_i^k es el número de CD al cual se asigna el viaje i en la k -ésima solución, con $x_i^k \in \{1, 2, \dots, 12\}$ e $i = 1, 2, \dots, D$. El segundo vector $Y^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_{72}^k]$ es una secuencia de números enteros en donde y_i^k es el período en el cual se carga en el depósito central el i -ésimo viaje, con $y_i^k \in \{1, 2, \dots, 72\}$. El tercer vector $Z_k = [z_1^k, z_2^k, \dots, z_D^k]$ es la secuencia de números enteros en donde $z_i^k \in \{1, 2, \dots, D\}$ es el número del vehículo que se carga en el periodo y_i para atender la demanda del CD x_i .

generacion ini: arreglo matricial que contiene toda la información de las K soluciones que integran la población inicial y con la cual se ejecuta el algoritmo genético.

generación_k: conjunto de 20 soluciones sometidas a los operadores genéticos en cada generación.

tamaño de la poblacion: Define un número constante de $K= 20$ soluciones necesarias en cada generación.

elem diferentes: Porcentaje máximo permitido de clones de una misma solución que integran una generación k .

función de evaluación: $f(I)$ de un individuo $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ se define en términos del mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con una demanda determinada.

padre: Vector de solución $I_p = [X^k, Y^k, Z^k]$ que pertenece a conjunto generación_k, y al cual se le aplican los operadores genéticos.

madre: Vector de solución $I_M = [X^k, Y^k, Z^k]$ que pertenece a conjunto generación_k, al cual se le aplican los operadores genéticos.

hijo1: Vector $I_{D1} = [X^k, Y^k, Z^k]$ que pertenece al conjunto generación_k y que resulta del cruce de 2 progenitores.

hijo 2: Vector $I_{D2} = [X^k, Y^k, Z^k]$ que pertenece al conjunto generación_k y que resulta del cruce de 2 progenitores

tasa de cruzamiento: grado de recombinación permitido entre soluciones que pertenecen al conjunto generación_k. definido en términos del número de soluciones que pueden ser utilizadas en el operador genético de cruzamiento.

tasa de mutación: número de soluciones pertenecientes al conjunto generación_k alteradas intencionalmente en alguna parte de su estructura.

no generaciones: criterio de paro que limita hasta un cierto número de generaciones el desempeño del algoritmo genético.

max gener: variable que limita el máximo no. de individuos repetidos para completar la nueva generación.

generacion k 1: operador que completa la generación k_1 con los mejores elementos de la generación k.

4.1.3 Parámetros

Los parámetros necesarios para ejecutar el algoritmo de solución son los siguientes:

- a) El dato correspondiente a demandas de cada uno de los 12 CD's expresadas en términos de número de viajes.
- b) El número de períodos activos de los vehículos.
- c) El orden inicial de asignación de viajes de planta hacia los 12 CD's.
- d) El tamaño de la población inicial.
- e) El porcentaje de elementos diferentes que integran una nueva generación.
- f) La tasa de mutación.
- g) El número máximo de generaciones.

4.2 Descripción del algoritmo

4.2.1 Descripción del procedimiento para genera la población inicial

Antes de implementar el algoritmo genético, se lleva a cabo un procedimiento para la generación de soluciones que permitan resolver el problema de asignar y secuenciar los viajes que parten desde planta.

Paso A. Definición e inicialización de parámetros de entrada para el algoritmo glotón
Los parámetros de entrada y los valores iniciales de los parámetros son los siguientes:

-no_pdia = 72

Para simular la operación de carga de vehículos y llevar a cabo la asignación de viajes hacia los 12 CD's se dividió en 72 períodos de 20 minutos el horario de atención de la planta; con esto se define el vector $X = [x_1, x_2, \dots, x_{72}]$. Un ejemplo de cómo se integra este vector se muestra en la Figura 4.1

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| Periodo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | ... | ... | 66 | 67 | 68 | 69 | 70 | 71 | 72 |
| Horario | 700 | 720 | 740 | 800 | 820 | 840 | ... | ... | 440 | 500 | 520 | 540 | 600 | 620 | 640 |

Figura 4.1 Ejemplo de la segmentación del horario de operación de planta

-no_cd = 12

Para identificar el número del CD al cual se asigna el *i-ésimo* viaje se emplea el vector $Y = [y_1, y_2, \dots, y_{72}]$; en donde por ejemplo $y_5 = 6$ indica que el 5to. viaje es enviado al CD número 6. El orden numérico para identificar a cada uno de los 12 CD's se muestra en la Figura 4.2

| | | | | | | | | | | | | |
|------------------------|---------|------------|-----------|----------------|----------------|-------|------------------|---------|-------------|-----------|---------|----------|
| Número de CD | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| Centro de Distribución | Ixtapan | Ixtlahuaca | Tejupilco | Valle de Bravo | Villa Victoria | Lerma | Villa Cuauhtémoc | Metepec | Atlacomulco | Suburbana | Tenango | Pacífico |

Figura 4.2 Codificación numérica de los 12 CD's.

-ventanas = Arreglo matricial integrado por 3 elementos genéricos mostrados en la Figura 4.3 en donde, el primer elemento identifica al CD; el segundo elemento identifica el

período de apertura de la ventada de tiempo para dicho CD y el último elemento indica el período de cierre del CD.

| No. de CD | Periodo de Apertura de Ventana | Periodo de Cierre de Ventana |
|-----------|--------------------------------|------------------------------|
| 1 | 2 | 21 |

Figura 4.3 Representación de los elementos y valores de la matriz ventana para un CD.

-camión = En la Figura 4.4 se muestra un arreglo matricial integrado por 4 elementos que caracterizan: el período en el que se lleva a cabo la carga del vehículo en planta, el número de períodos empleados para el viaje de ida, el número de períodos para la descarga en el CD y la demanda en número de viajes para el centro de distribución en cuestión, todos los períodos son de 20 minutos.

| Periodo de carga | No. de períodos para viaje de ida | No. de períodos para descarga en CD | No. de viajes demandados |
|------------------|-----------------------------------|-------------------------------------|--------------------------|
| 6 | 8 | 4 | 7 |

Figura 4.4 Representación de los elementos y valores de la matriz camión.

Paso B. Definición del orden de asignación

- Orden de Asignación = Vector con 12 posiciones empleado para indicar el orden el cual serán asignadas las entregas de producto y cumplir con la demanda de los 12 CD. Se utiliza el vector $\lambda_i = (j_1, j_2, \dots, j_{12})$ con $j_i \in \{1, 2, \dots, 12\}$ e $i = 0, 1, \dots$. Por ejemplo, para un orden de asignación dado $j_4 = 5$, indica que el 4° CD es atendido en 5to. lugar como se muestra en la Figura 4.5. Cabe señalar que este ordenamiento obedece a una política de asignación especial.

| | | | | | | | | | | | | |
|--------------------------------|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|
| Orden atención (λ_i) | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| CD atendido | 1 | 2 | 3 | 5 | 4 | 7 | 9 | 6 | 11 | 12 | 8 | 10 |

Figura 4.5 Representación del vector orden de asignación (λ_i)

Paso C. Asignación de viajes a CD's

Definido el orden de asignación λ_i y considerando el horario de operación en planta, se da inicio al proceso de asignación de viajes, en el cual se identifica el y_i en turno que será atendido, de esta forma quedan definidos automáticamente los tiempos característicos de recorrido y descarga, a continuación se valida la factibilidad de la entrega verificando que no existan empalmes entre dos operaciones de descarga provenientes de diferentes viajes. El proceso continúa de manera iterativa respetando el orden de asignación para los siguientes CD's. Con este proceso se pretende dar cumplimiento al 100 % de los viajes demandados.

Paso D. Secuenciación de vehículos para definición de rutas

Una vez asignados todos los viajes demandados por los 12 CD's a planta, se realiza la secuenciación de vehículos $Z = [z_1, z_2, \dots, z_D]$ para establecer sus rutas. La secuenciación se realiza en paralelo considerando en primer lugar a los vehículos activos como candidatos para realizar la entrega. Sin embargo, si en un período determinado se tiene más de un vehículo disponible la regla de decisión consiste en asignar el viaje al vehículo con menor ocio.

Paso E. Cálculo de resultados parciales

Con la intención de monitorear el desempeño del algoritmo glotón en cada iteración se generan los siguientes reportes en el proceso de asignación y secuenciación, para un orden de asignación dado:

- Porcentaje de cumplimiento de la demanda: en el cual se verifica que el 100% de los viajes hayan sido realizados.
- Análisis del vector *planta* en el cual queda definido el programa de asignación de viajes de planta a CD's en términos de orden de atención, período en el que se lleva a cabo la carga en planta, de la secuenciación de vehículos y el número de vehículos utilizados Z para cumplir con la demanda
- El porcentaje de utilización total promedio y parcial de los camiones. Los cuales se calculan de la siguiente manera:

Utilización Parcial del z_i -ésimo vehículo = $\left(\frac{\text{períodos activos de } z_i + \text{períodos de ocio de } z_i}{\text{períodos disponibles de } z_i} \right) \times 100$

$$u_i^z = \left[\frac{a_i^{z_i} + s_i^{z_i}}{c_i} \right] \times 100 \dots \dots \dots (4.1)$$

$$\text{Utilización Total Promedio} = \left(\frac{\sum_{i=1}^{i=Z} \text{Utilización Parcial de } z_i}{\text{No. Total de vehiculos utilizados}} \right) \times 100$$

$$U^k = \left[\frac{\sum_{i=1}^{i=Z} u_i^z}{Z} \right] \times 100 \dots \dots \dots (4.2)$$

Paso F. Permutación del Vector Orden de Asignación

Con la intención de explorar alternativas que permitan mejor la asignación de viajes a los diversos CD's y generar mejores soluciones, se lleva a cabo la permutación del vector orden de asignación λ_i bajo las siguientes condiciones:

- 1) A partir del vector orden de asignación inicial λ_0 se definen q_i posiciones caracterizadas por los 12 CD's ($n=12$), las cuales son organizadas en arreglos de 5 elementos ($r=5$) como se muestra en la Figura 4.6.

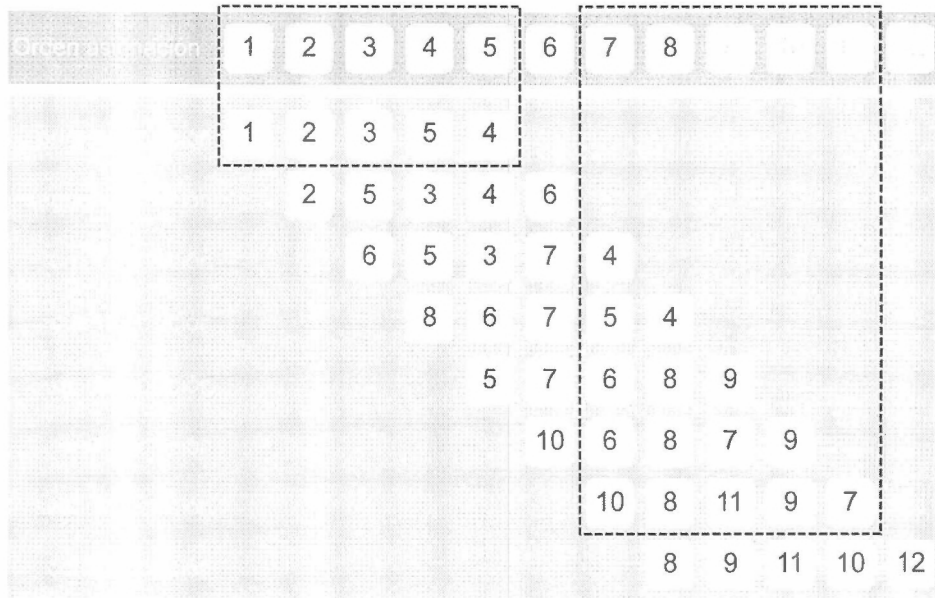


Figura 4.6 Mecanismos para la aleatorización de las posiciones del vector orden de asignación.

- 2) De forma aleatoria se selecciona q_i definida por $1 \leq q_i \leq 8$ para iniciar el proceso de permutación ${}_{12}P_5$, obteniéndose como máximo 120 combinaciones.

Paso G. Actualización del vector orden de asignación

Cada vez que se realiza una permutación ${}_{12}P_5$, se define un nuevo vector *orden de asignación* λ_i , con el cual se repiten los pasos C, D y E y se evalúa el *porcentaje de utilización total promedio* alcanzado, tomándose las siguientes decisiones:

- 1) Si $U^{k+1} > U^k$, entonces λ_{i+1} reemplaza a λ_i y a partir de éste se inicia nuevamente el proceso de permutación.

2) Si en ninguna de las 120 permutaciones realizadas en una posición dada se logra incrementar el *porcentaje de utilización*, de forma aleatoria se selecciona una nueva posición q_i .

Paso H Criterio de terminación

El proceso iterativo se repite hasta lograr integrar un grupo con 20 de las mejores soluciones las cuales se almacenan en la matriz *mejor_orden* para poder iniciar el algoritmo genético. Cabe señalar que las 20 soluciones son completamente diferentes entre sí.

4.2.2 Paso para Desarrollar el Algoritmo Genético

Introducción

En un algoritmo genético, tras parametrizar el problema en una serie de variables, (x_1, \dots, x_n) se codifican en un cromosoma. Todos los operadores utilizados por un algoritmo genético se aplicarán sobre estos cromosomas, o sobre poblaciones de ellos. Las soluciones codificadas en un cromosoma *compiten* para ver cuál constituye la mejor solución de tal forma que sólo las mejor adaptadas (aquellas que resuelvan mejor el problema) sobrevivirán o heredarán su material genético a las siguientes generaciones, igual que en la evolución de las especies. La diversidad genética se introduce mediante mutaciones y reproducción sexual.

Concretamente, un algoritmo genético consiste en lo siguiente: Identificar cuáles son los parámetros de los cuales depende el problema, codificarlos en un cromosoma, y aplicar los métodos de la evolución: selección y reproducción sexual con intercambio de información y alteraciones que generan diversidad.

En la siguiente sección se describirán cada uno de los aspectos del algoritmo genético propuesto para cumplir con el objetivo general que es minimizar el número de vehículos para cumplir con la demanda de viajes hacia los Centros de Distribución.

4.4.2.1 Representación

Paso I. Definición de Parámetros de entrada para el algoritmo genético

Tamaño de la población: $P_i \forall i = 0, 1, \dots, 200$. Se define un número constante de 20 soluciones necesarias en cada una de las 200 generaciones.

generación $_k$: Conjunto de 20 soluciones sometidas a los operadores genéticos.

elem_diferentes: Al menos el 35% de los individuos $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ que integran la generación k son diferentes entre sí.

función de evaluación: $f(I)$ de un individuo $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ se define en términos del mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con una demanda determinada y la utilización total promedio como criterio de desempate.

$$f(I) = \begin{cases} \text{No. Mínimo de vehículos } Z^k \\ \text{Utilización Total Promedio } U^k, & \text{si } Z^k = Z^{k-1} \end{cases}$$

A partir de la definición anterior es claro que un valor de aptitud pequeño para un individuo I implica una mejor utilización del recurso vehículo.

tasa de cruzamiento: Es el grado de recombinación permitido entre soluciones que pertenecen al conjunto generación k . En el caso de estudio se definió una $t_c = 100\%$ esto quiere decir que todos los individuos de P_0 son cruzados.

tasa de mutación: Se aplica una probabilidad $p_{\text{mutación}} = 0.10$; esto es, de cada 100 cruces realizados, en 10 de ellos se lleva a cabo alguna alteración intencional en algún $I = (X^k, Y^k, Z^k)$.

Paso J. Definición de la codificación de las soluciones

Para poder utilizar los operadores genéticos fue necesario modificar la estructura original de las soluciones obtenida a través del algoritmo glotón. En la población inicial P_0 cada *genotipo* $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ esta relacionado con una solución única de asignación y secuenciación de viajes (*fenotipo*). La nueva estructura conserva el mismo número de vectores pero, ahora el número de columnas es variable y dependen de la demanda de viajes que se tengan que atender.

- El primer vector $X^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_D^k]$ contiene implícitamente el número del centro de distribución y el número de viajes demandados.
- El segundo vector $Y^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_{72}^k]$ indica el periodo de carga en planta.
- El tercer vector $Z_k = [z_1^k, z_2^k, \dots, z_D^k]$ indica el número de vehículo que atenderá la demanda del centro de distribución en cuestión.

A manera de ejemplo se muestra en la Figura 4.7 una representación del *código genético* $I = (X^k, Y^k, Z^k)$ utilizado en el algoritmo; en el cual se puede observar en las primeras celdas que el centro de distribución número uno (1) requiere de dos viajes para satisfacer su demanda para ese día en particular, es por eso que se repite el número uno (1) dos veces, esta información codificada se complementa con los datos contenidos en el segundo renglón en el cual se sabe que para satisfacer la demanda de viajes del centro de distribución 1, los vehículos 2 y 3 (tercer renglón) deben ser cargados en los periodos 3 y 8 respectivamente.

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------------------|---|---|---|----|----|----|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|
| Demanda/CD (X^k) | 1 | 1 | 2 | 3 | 3 | 4 | ... | ... | 10 | 11 | 11 | 11 | 12 | 12 | 12 |
| Periodo (Y^k) | 3 | 8 | 5 | 14 | 20 | 25 | ... | ... | 37 | 41 | 55 | 60 | 2 | 23 | 30 |
| Num. Vehículo (Z^k) | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 6 | 2 | ... | 19 | 2 | 23 | 17 | 21 | 25 | 24 |

Figura 4.7 Representación del Código de Solución del Algoritmo Genético

Paso K. Selección de las Soluciones

A partir de P_0 , los integrantes de esta son ordenados de acuerdo a la regla de selección basada en su $f(I)$ estableciéndose de esta forma un orden de precedencia, por lo tanto, la probabilidad con la cual un individuo es seleccionado depende de la posición que ocupe, quedando definido el vector $G^k = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{20})$ en el que $\gamma_i = f(I_i)$, y en donde $\gamma_i > \gamma_{i+1} \forall i = 1, 2, \dots, 20$; Además; si $\gamma_i(f(I_i)) = \gamma(f(I_{i+1}))$ el ordenamiento se realiza con base en $\max\{U_i^k, U_{i+1}^k \in U^k\}$.

Paso L. Reproducción de las Soluciones

Con las posiciones que asumen los individuos (padres) del vector $G^k = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{20})$ se realiza el siguiente proceso para la formación de parejas:

- La integración de las 10 parejas que componen la P_i se lleve a cabo por medio de la unión de los integrantes del vector G^k , de acuerdo con el orden establecido por la siguiente regla de enumeración y que se muestra en la Figura 4.8

$$\gamma_{10-i} \cup \gamma_{11+i} \quad \forall i = 0, 1, \dots, 9.$$

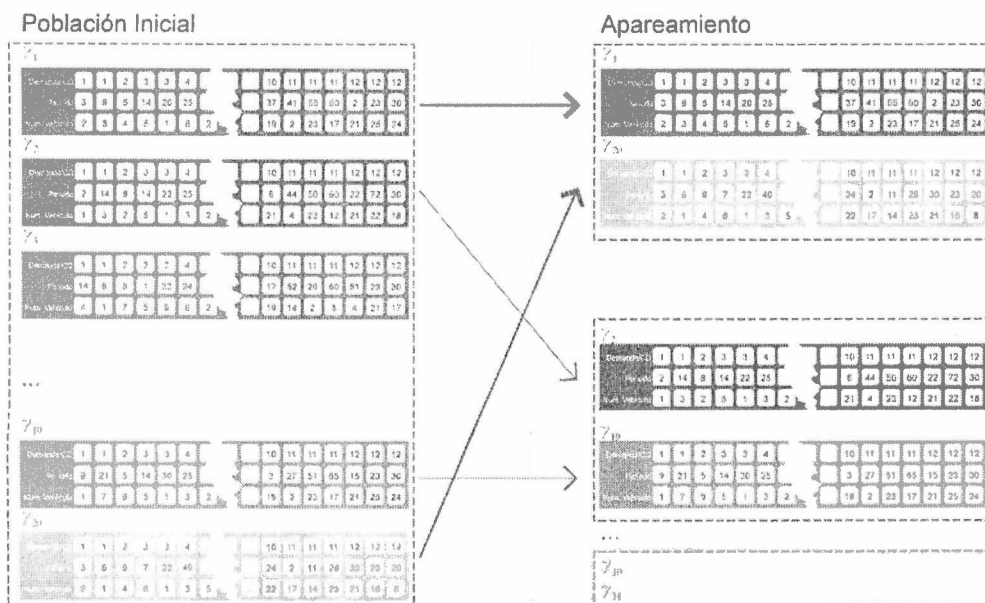


Figura 4.8 Representación del proceso de apareamiento entre individuos de P_i

Paso M. Proceso de Cruzamiento

La intención principal de esta operación es llevar a cabo la recombinación de información genética buscando reducir el número de períodos de ocio de los vehículos utilizados, con lo cual se espera aumente su porcentaje de utilización total promedio U_i^k .

A continuación se describe el mecanismo de cruzamiento en el cual es fundamental mantener la factibilidad de los individuos generados evitando la duplicación de elementos en el vector $Y^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_{72}^k]$ una vez que se ha realizado el cruzamiento por lo tanto, el desarrollo de esta etapa se centra principalmente en el análisis de estos valores.

i) De la P_0 se seleccionan dos individuos (padres) para el cruzamiento, una madre definida por $I_M = [X_M, Y_M, Z_M]$ y un padre definido por $I_P = [X_P, Y_P, Z_P]$ en donde:

$$I_M = \begin{pmatrix} x_1^M & x_D^M \\ y_1^M & y_{72}^M \\ z_1^M & z_D^M \end{pmatrix} \quad e \quad I_P = \begin{pmatrix} x_1^P & x_D^P \\ y_1^P & y_{72}^P \\ z_1^P & z_D^P \end{pmatrix}$$

ii) A continuación se selecciona aleatoriamente un número entero ρ con $1 \leq \rho \leq D-1$, denominado *punto de cruce*; y como resultado de la unión, dos nuevos individuos, una *hija* $I_D = [X_D, Y_D, Z_D]$ y un *hijo* $I_S = [X_S, Y_S, Z_S]$ son generados a partir de los *padres*.

El primer individuo ha considerar es I_D , el cual se define de la siguiente forma:

Los períodos de carga que corresponden a las componentes del vector Y^k en las posiciones $i = 1, 2, \dots, \rho$ son tomadas de la madre, esto es:

$$y_i^D := y_i^M$$

Para completar las componentes del vector Y^k correspondientes a las posiciones $i = \rho + 1, \dots, D$ estas son tomadas del padre. Una vez asignados los períodos de carga contenidos en las posiciones que han sido tomados de la madre estos no pueden ser asignados nuevamente, por lo tanto:

$$y_i^D := y_\tau^P \quad \text{en donde } \tau \text{ es el índice más pequeño tal que } y_\tau^P \notin \{y_1^D, \dots, y_\rho^D\}$$

Quedando definida la estructura del individuo I_D de la siguiente forma:

$$y_i^D := y_i^M y_i^P$$

Con la definición anterior se asegura que *las posiciones* relativas en la secuencia de los períodos de carga de los padres *se mantienen* después de haberse realizado el operador cruce. El cálculo para obtener al I_S a partir de los progenitores I_M e I_P se realiza de forma similar. Sin embargo, las posiciones de $i=1,2,\dots,\rho$ para integrar el vector I_S son tomadas del padre y las posiciones restantes son determinadas por la madre.

El proceso de cruzamiento de soluciones se ejemplifica en la Figura 4.9, en la cual ha quedado definido aleatoriamente el punto de cruce ρ en ambas soluciones, permitiendo dividir cada cromosoma en dos secciones ($M1-M2$ y $P1-P2$), posteriormente se procede a intercambiar la información genética de ambos progenitores para dar origen a dos nuevos hijos I_D e I_S .

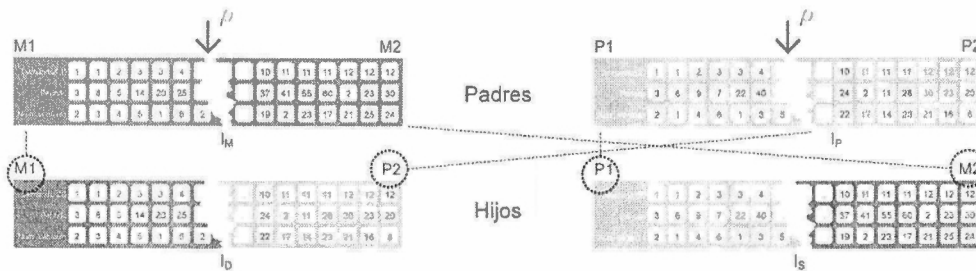


Figura 4.9 Representación del proceso de cruzamiento entre soluciones

Si bien, el paso crítico de este algoritmo se encuentra en la definición de los valores de las componentes $[y_1, y_2, \dots, y_{72}]$ el algoritmo diseñado necesita además de los valores antes citados, dos cotas l_i y d_{\min}^i . La primera de ellas, l_i , indica la longitud del número de posiciones que ocupa el CD i en el vector $X^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_D^k]$ con $x_i^k \in \{1, 2, \dots, 12\}$ denominado bloque i . La segunda cota, d_{\min}^i indica el número mínimo de períodos necesarios para realizar la descarga correspondiente en el bloque i , denominada *diferencia mínima en el bloque i* .

Si el punto de cruce ρ se da justamente entre bloques que diferencian un CD de otro CD, esto es:

$$\text{Si } l_i \neq l_{i+1}$$

Se puede asegurar que el hijo generado es una solución potencial. Esta afirmación categórica se debe a la estructura denominada *bloques de construcción* (Vega, 2003) adoptada para la codificación genética de las soluciones, la cual permite verificar que no existe ningún problema de empalme de operaciones de carga/descarga debido a que éstas se realizan en CD's diferentes y en consecuencia se puede pasar a la operación de validación de factibilidad.

Sin embargo, si el punto de cruce ρ se da dentro del bloque que caracteriza a un CD i en particular, esto es:

$$\text{Si } I_i = I_{i+1}$$

Se ejecuta la operación denominada *reordenamiento de periodos de carga* en el vector Y^k , dicha operación se efectúa antes y después del punto de apareamiento, y queda definida por:

$$\text{Ord } p_c(I_i) = \{y_i < y_{i+1} \forall i \in I_i\}$$

Una vez realizado el ordenamiento, se recorren de izquierda a derecha las posiciones del bloque I_i , para $i = 1, 2, \dots, 12$, verificando que se cumpla entre cada par de periodos $\{y_i, y_{i+1}\}$ una *diferencia mínima* d_{\min}^i definida por:

$$y_{i+1} - y_i \geq d_{\min}^i \forall i \in I_i$$

Si la definición anterior se satisface para cada par de periodos $\{y_i, y_{i+1}\}$, el *hijo* pasa a la operación de factibilidad, de lo contrario, el *hijo* es *infactible* por lo que no podrá ser considerado como una posible solución y se tendrá que eliminar. Para ejemplificar la operación descrita anteriormente se muestra en la Figura 4.10 el mecanismo de reordenamiento para un punto de cruce ρ cualquiera.



Figura 4.10 Validación de d_{\min}^i entre soluciones apareadas.

Es posible que después del cruzamiento de información existan periodos de carga repetidos, lo cual hace infactibles temporalmente a I_D e I_S . Con la intención de recomponer la factibilidad de los *hijos* se aplican las siguientes definiciones y reglas:

Se define a $R = \{(r_a, r_b, r_c)_1, \dots, (r_a, r_b, r_c)_n\}$ como el conjunto de las n parejas (x_i, y_j) , tal que $y_i = y_j$, y siendo $r_a = y_i, r_b = x_i, r_c = x_j \forall i, j \in \{1, 2, \dots, D\}$ obtenidos de la n -ésima pareja y que representan a los n periodos doblemente asignados después de haberse aplicado el operador cruce genético.

Se define a $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ como el conjunto de los m periodos libres (sin haber sido asignados) en $Y^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_{72}^k]$.

A continuación se define la operación *recomposición de factibilidad*, causada por la repetición de un período de carga en dos centros de distribución. La recomposición se llevará a cabo sustituyendo los elementos contenidos en el conjunto R por elementos del conjunto F que cumplan con la restricción de la d_{min}^i impuesta por cada bloque l_i .

Sea $\theta = 1$ hasta n

- i) Para $i \in \{1, 2, \dots, D\}$ tal que $r_a = y_i, r_b = x_i$ sustituir $y_i = f_k$
- ii) Evaluar desde $k = 1, \dots, m$ hasta encontrar el primer elemento de F tal que:

$$y_{i-1} - y_i \geq d_{min}^i \quad \forall i \in I_i$$

- iii) Efectuar $Ord p_c(I_i) = \{y_i < y_{i-1} \quad \forall i \in I_i\}$

- iv) Si $\begin{cases} y_{i-1} - y_i \geq d_{min}^i, & \text{eliminar } f_k \text{ de F; pasar i)} \\ y_{i-1} - y_i < d_{min}^i; & \text{para } i \in \{1, \dots, D\} \text{ tal que } x_i = r_c \text{ e } y_i = r_a \text{ hacer } y_i = f_k; \\ \text{pasar a ii)} \end{cases}$

- v) Si con ningún elemento de F se satisface la restricción *diferencia mínima*, el procedimiento se suspende y se reporta que el hijo no es valido.

Paso N. Proceso de Mutación

Apoyándose en la codificación de las soluciones, el proceso de mutación propuesto se aplica a ciertos individuos I_D ó I_S de una nueva generación y consiste de las siguientes etapas:

- La mutación se realiza en hijos validos y se aplica una probabilidad de mutación $p_{mutación} = 0.10$.
- En el proceso de mutación, se seleccionan al azar dos elementos (x_i, x_j) del vector $X^k = [x_1, x_2, \dots, x_{12}]$, a continuación las demandas x_i y x_j son intercambiadas en su posición, si el intercambio cumple con las condiciones de d_{min}^i y ventanas de tiempo, el hijo pasa a formar parte de la nueva *generación_k*, de lo contrario el hijo es eliminado. Se observa que este proceso no altera la asignación ya realizada, esto es, en todas las entregas se respeta el orden y período de secuenciación.

Paso O. Integración de la Generación_k

Para poder integrar la generación de veinte individuos que es sometida al proceso de reproducción descrito anteriormente, es importante señalar que cada nueva generación se forma preferentemente con los hijos más aptos provenientes de los padres de la generación anterior. Sin embargo, como se mencionó en el paso anterior existen

condiciones que impiden que algunos hijos lleguen a formar parte de la nueva generación; por lo tanto, se implementa un proceso de reemplazo que consiste, en completar la nueva generación de 20 individuos con progenitores de la generación anterior, eligiendo aquellos con mayor valor de evaluación.

Paso P. Asignación de Vehículos

Para logra la integración total de las soluciones bajo el código genético propuesto en el Paso I del algoritmo, y realizar la selección de los integrantes más aptos en cada generación, se emplea el procedimiento de asignación de vehículos a CD's, del Paso L *secuenciación de vehículos* para realizar la definición de rutas.

Paso Q Criterio de terminación

El proceso iterativo para la integración de generaciones de individuos cada vez más aptos se detiene en el momento que se satisfagan una de las siguientes restricciones.

- Al menos el 35% de los individuos que integran la generación son diferentes entre sí.
- Cuando el 50 % de los elementos que integran la nueva generación provienen del mecanismo de reemplazo con integrantes de la generación de progenitores.
- Una vez alcanzado el valor de la variable no_ generaciones.

4.3 Implementación Computacional

En la Figura 4.11 se presenta el esquema general del algoritmo en forma de pseudocódigo, en el cual se muestra cómo se efectúa la comunicación entre el proceso de búsqueda local para generar una población inicial de soluciones y posteriormente con ayuda de los operadores genéticos de selección, cruce y mutación, desarrollar una búsqueda más selectiva de soluciones que permita determinar el mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con una demanda dada.

```

Procedimiento para generar la población inicial
Pedir la constante tamaño poblacion;
Pedir el vector de doce valores mejor_orden(0);
t p 0;
j 0;

WHILE (j tamaño poblacion) DO
{
orden asig mejor_orden(t p);
n a numero aleatorio entre 1 y 8;
perm orden asig generar una matriz de 120 elementos con igual numero de permutaciones posibles a partir del vector
orden asig, únicamente permutando los cinco valores de la posición n_a, y dejando los demás valores
invariantes;
perm orden asig los 120 elementos de la matriz perm_orden_asig ordenados de forma aleatoria;
n p 1;
WHILE (n p =120) DO
{
orden asig perm_orden_asig(n p);
planta matriz con la asignación de cargas a CD's;
IF (se asignaron todas las cargas a CD's en la matriz planta) DO

```

```

{
  planta:=matriz con la asignación de vehículos a cargas a partir del estado inicial de la matriz planta;
  no_camiones=no. de vehículos generados en la matriz planta;
  desv_camiones =desviación estándar del no. de periodos activos de los vehículos generados en la matriz planta;
  IF (no_camiones <= camiones(t p)) DO
  {
    mejor_orden(t p-1)=orden_asig;
    menos_camiones(t_p-1)=no_camiones;
    mejor_desv(t p-1)=desv_camiones;
    mejor_planta(t p-1)=planta;
    t_p=t p+1;
  }
}
n_p=n_p+1;
}
IF (mejor_planta(t p) ≠ a todos los (t_p-1) elementos anteriores) DO
{
  j=j-1;
  plantas_diferentes(j) t p;
}
}

```

EL ALGORITMO GENÉTICO

Pedir no_replicas;
Pedir min_difer;
Pedir tasa_mut;
Pedir max_gener;
 Replica 1;

```

WHILE (replica <= no_replicas) DO
{
  i=1;
  WHILE (i <= tamaño_poblacion) DO
  {
    generacion_k=mejor_planta(plantas_diferentes(i));
    camiones_k=menos_camiones(plantas_diferentes(i));
    desviación_k=mejor_desv(plantas_diferentes(i));
    i=i+1;
  }
  no_generaciones=1;
  FOR (i=1) TO (tamaño_poblacion) DO
  {
    Ordenar: generacion_k(i), camiones_k(i) y desviación_k(i)
    De acuerdo al vector (de menor a mayor elemento): camiones_k(i)
    Y como segunda prioridad de acuerdo al vector (de menor a mayor elemento): desviación_k(i)
  }
  promedio_camiones(no_generaciones)=promedio del no. de camiones en vector camiones_k;
  min_camiones(no_generaciones)=minimo no. de camiones en vector camiones_k;
  no_generaciones=no_generaciones+1;
  el_dif=porcentaje de elementos diferentes en la matriz generacion_k;
  nuevos_elem=tamaño_poblacion;
  WHILE (nuevos_elem > tamaño_poblacion/2) AND (el_dif >= min_difer) AND
    (no_generaciones <= max_gener) DO
  {
    m=1;
    generacion_k_1=generacion_k;
    desviación_k_1=desviación_k;
    camiones_k_1=camiones_k;
    FOR (i=1) TO (tamaño_poblacion/2) DO
    {
      padre_codificado=codificación genética de matriz generacion_k_1(i);
      madre_codificado=codificación genética de matriz generacion_k_1(tamaño_poblacion-i+1);
      cruce_genético entre padre_codificado y madre_codificado para obtener hijo1 e hijo2;
      IF (hijo1 es válido) DO
      {
        hijo1=mutación genética de hijo1;
      }
    }
  }
}

```

```

ELSE
{
  IF (hijo2 es válido) DO
  {
    hijo2 =mutación genética de hijo2;
  }
}
IF (hijo1 es válido) DO
{
  hijo1 =decodificado=decodificación genética de la matriz hijo1;
  generacion k(m) =asignación de camiones a cargas para la matriz hijo1_decodificado;
  camiones k(m) =no. máximo de camiones en matriz generacion_k(m);
  desviación k(m) =desviación estándar del no. de periodos activos de los vehiculos generados en
    la matriz generacion_k(m);

  m =m - 1;
}
IF (hijo2 es válido) DO
{
  hijo2 =decodificado=decodificación genética de la matriz hijo2;
  generacion k(m) =asignación de camiones a cargas para la matriz hijo2_decodificado;
  camiones k(m) =no. máximo de camiones en matriz generacion_k(m);
  desviación k(m) =desviación estándar del no. de periodos activos de los camiones generados
    en la matriz generacion_k(m);

  m=m - 1;
}
}
nuevos_elem=no. de elementos en la matriz generacion_k;
WHILE (m < tamaño poblacion) DO
{
  generacion k(m) =generacion_k_1(m-nuevos_elem);
  camiones k(m) =camiones_k_1(m-nuevos_elem);
  desviación k(m) =desviación_k_1(m-nuevos_elem);
  m=m - 1;
}
FOR (i=1) TO (i =tamaño poblacion) DO
{
  Ordenar: generacion k(i), camiones k(i) y desviacion k(i)
  De acuerdo al vector (de menor a mayor elemento): camiones k(i)
  Y como segunda prioridad de acuerdo al vector (de menor a mayor elemento): desviación_k(i)
}
promedio_camiones(no_generaciones)=promedio del no. de camiones en vector camiones_k;
min_camiones(no_generaciones) = minimo no. de camiones en vector camiones_k;
no_generaciones =no_generaciones+1;
el_dif=porcentaje de elementos diferentes en la matriz generacion_k;
}
promedio_camiones replicas(replica)=promedio_camiones;
min_camiones replicas(replica)=min_camiones;
replica =replica + 1;
}

```

Figura 4.11 Pseudocódigo del Algoritmo Genético propuesto

Capítulo 5: Análisis Numérico

5.1 Objetivos

En este capítulo se lleva a cabo un análisis del desempeño numérico del Algoritmo Genético (AG) presentado en el capítulo anterior. Se describe la forma en la cual fueron integrados los datos para la validación del algoritmo, así como también los parámetros utilizados en las corridas de prueba. Se utilizó un diseño experimental completamente al azar con 5 réplicas para cada escenario de demandas, así como un análisis de regresión y cuyos resultados permitieron probar el funcionamiento del algoritmo y plantear conclusiones preliminares.

5.2 Obtención de los datos de prueba

Con el fin de evaluar los beneficios que el algoritmo genético proporciona a la asignación y secuenciación de vehículos, se decidió validarlo a través de la generación de 12 problemas de prueba. Cada uno de ellos representaba un escenario de demanda diaria dada en número de viajes.

Los problemas de prueba fueron identificados con el código "Win01. Los datos con los cuales se integró el programa de demandas para cada uno de los 12 centros de distribución y que se muestran en la Tabla 5.1 se obtuvieron con apoyo de una hoja de cálculo en la cual se ingresaron como parámetros iniciales el máximo y el mínimo número de viajes registrados en cada Centro de Distribución para un período comprendido de Enero a Diciembre de 2003.

| Instancia | CD1 | CD2 | CD3 | CD4 | CD5 | CD6 | CD7 | CD8 | CD9 | CD10 | CD11 | CD12 | Demanda Total |
|-----------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|------|------|---------------|
| 1 | 2 | 3 | 3 | 4 | 3 | 4 | 1 | 5 | 6 | 10 | 12 | 18 | 71 |
| 2 | 2 | 2 | 4 | 2 | 5 | 5 | 2 | 7 | 11 | 9 | 15 | 6 | 70 |
| 3 | 2 | 2 | 2 | 6 | 3 | 10 | 3 | 4 | 6 | 2 | 16 | 9 | 65 |
| 4 | 2 | 1 | 4 | 4 | 7 | 6 | 6 | 3 | 5 | 9 | 1 | 12 | 60 |
| 5 | 2 | 4 | 1 | 3 | 7 | 2 | 7 | 4 | 8 | 5 | 4 | 8 | 55 |
| 6 | 2 | 3 | 1 | 3 | 1 | 6 | 5 | 5 | 8 | 2 | 11 | 3 | 50 |
| 7 | 1 | 1 | 2 | 3 | 1 | 1 | 7 | 2 | 7 | 3 | 12 | 7 | 45 |
| 8 | 1 | 3 | 2 | 4 | 2 | 3 | 3 | 5 | 5 | 6 | 4 | 4 | 40 |
| 9 | 3 | 1 | 1 | 4 | 2 | 6 | 2 | 2 | 4 | 1 | 2 | 7 | 35 |
| 10 | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 2 | 4 | 2 | 3 | 3 | 4 | 3 | 30 |
| 11 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 2 | 5 | 25 |
| 12 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 3 | 20 |

Tabla 5.1 Datos de la demanda de los CD's utilizados en la validación del AG

5.3 Descripción y análisis de los datos de prueba

Para determinar la población inicial con la cual se validó el algoritmo genético, se utilizó el algoritmo glotón descrito en capítulo anterior. Este algoritmo fue desarrollado para realizar una búsqueda local de soluciones en cada uno de los problemas de prueba de la serie “Win01”. Cada solución generada satisface los siguientes requisitos:

- Cumple al 100 % con las demandas de los CD’s.
- Mejora la utilización de las unidades de fleteo, a través de la disminución del tiempo de ocio cuando la unidad se encuentra en espera de una nueva asignación.

El algoritmo glotón garantiza la generación de soluciones factibles en todo el proceso iterativo usando un código especial de solución representado por un arreglo de 3 vectores:

- El primer vector de 72 posiciones indica el período de carga en planta.
- El segundo vector indica el número de centro de distribución al cual se enviará la carga.
- El tercer vector indica el número de vehículo que atenderá la demanda del centro de distribución en cuestión.

A manera de ejemplo se muestra en la Tabla 5.2 una representación del código de solución generada por el algoritmo heurístico.

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------------|---|---|---|---|---|---|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|
| Periodo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | ... | ... | 66 | 67 | 68 | 69 | 70 | 71 | 72 |
| Num. de CD | 1 | 2 | 4 | 5 | 2 | 3 | ... | ... | -1 | 8 | 4 | 5 | 6 | 7 | 9 |
| Num. vehículo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | ... | ... | -1 | 23 | 17 | 21 | 25 | 22 | 24 |

Tabla 5.2 Representación del código de solución del algoritmo heurístico⁴

El algoritmo glotón emplea una estrategia elitista para reportar las mejores 20 soluciones encontradas durante el proceso de búsqueda. Los requisitos esenciales en este proceso son, que las soluciones sean completamente diferentes entre sí y que generen el menor número de vehículos.

El conjunto de 20 soluciones generado, es ordenado de menor a mayor en función del mínimo número de vehículos; y utilizado para integrar la población inicial en el algoritmo genético, el cual, dadas sus propiedades aleatoria e iterativa complementará la exploración global de la población, iniciada por el algoritmo heurístico en búsqueda de mejores soluciones.

⁴ Cuando uno o varios períodos no son utilizados para atender una demanda el código de solución reporta valores de -1 en las posiciones correspondientes a los vectores 2 y 3

5.4 Medidas de desempeño para evaluar la efectividad del AG

El algoritmo glotón descrito anteriormente, resultó ser efectivo para resolver el problema de asignación de viajes y secuenciación de vehículos, sin embargo, no existe certeza de que la calidad de las soluciones iniciales encontradas conduzca a un valor mínimo local. Por tal motivo, se optó por implementar un algoritmo genético cuyas propiedades descritas anteriormente ayudaran a mejorar las soluciones inicialmente encontradas por el algoritmo mejorador.

Para evaluar la efectividad del algoritmo genético, se usaron como medidas de desempeño:

- El cálculo del mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con la demanda de viajes.
- El porcentaje de utilización de los vehículos que realizan las entregas⁵.
- El tiempo de computadora para encontrar la mejor solución.

5.5 Datos para el análisis numérico de la efectividad del AG

Para codificar las soluciones iniciales en forma de un cromosoma y poder utilizar los operadores genéticos se usó un código especial de solución representado por un arreglo de 3 vectores:

- El primer vector contiene implícitamente el número del centro de distribución y el número de viajes demandados.
- El segundo vector indica el período de carga en planta.
- El tercer vector indica el No. de vehículo que atenderá la demanda del centro de distribución en cuestión

A manera de ejemplo se muestra en la Tabla 5.3 una representación del código genético utilizado en el algoritmo.

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------------|---|---|---|----|----|----|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|
| Demanda/CD | 1 | 1 | 2 | 3 | 3 | 4 | ... | ... | 10 | 11 | 11 | 11 | 12 | 12 | 12 |
| Periodo | 3 | 8 | 5 | 14 | 20 | 25 | ... | ... | 37 | 41 | 55 | 60 | 2 | 23 | 30 |
| Num. Vehículo | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 6 | 2 | ... | 19 | 2 | 23 | 17 | 21 | 25 | 24 |

Tabla 5.3 Representación del Código de Solución del Algoritmo Genético.

Las ventajas que presentó esta codificación fueron en primer lugar, la facilidad para identificar una secuencia o cadena aplicando la llamada regla de los bloques de

⁵ Es un cociente que relaciona el número de períodos activo del vehículo dividido entre 72 que es el máximo número de periodos de veinte minutos en los que puede estar disponible el vehículo.

construcción y en segundo lugar permitió inducir la forma en la cual se quería obtener la solución al problema.

En cada ciclo del algoritmo genético se selecciona un subconjunto de soluciones, eliminando al resto. La función que decide qué entidades son seleccionadas, la llamada *función de evaluación* es el mínimo número de vehículos necesarios para cumplir con la demanda bajo estudio.

El proceso genético comienza a partir de las 20 soluciones iniciales generadas por el algoritmo glotón definidas como la *población inicial*. Se aplicó el operador genético de *Selección Proporcional* basado en la técnica de jerarquías que clasificó las 20 soluciones en términos de la función de evaluación.

El segundo paso consiste en la implementación del operador genético (*Cruzamiento*, utilizado bajo el principio de sobrevivencia, que busca producir cada vez mejores aproximaciones a una solución. La tasa de cruzamiento entre los individuos de la población fue del 100%. Esto quiere decir que todos los individuos de la población inicial son cruzados bajo el mecanismo descrito en el capítulo anterior. Una vez que el cruce es realizado entre todos los individuos de la población inicial y después de haber validado a los descendientes generados, se procede a integrar la nueva generación de individuos que consiste nuevamente en una población de 20.

La integración de la población con 20 individuos para la nueva generación se lleva a cabo preferentemente con descendientes directos de la población inicial, sin embargo, si durante el proceso de cruce no se logra integrar la población de 20, los individuos restantes son completados con individuos de la población que da origen a la nueva generación, seleccionando aquellos individuos con mejores características genéticas, en términos de mínimo número de vehículos.

El tercer paso es la aplicación del operador genético *Mutación* con el cual, como se mencionó anteriormente, se busca generar una variedad de individuos, y para tal efecto, una tasa de mutación del 0.1 fue utilizada en todos los problemas de prueba. Es decir que en cada 100 cruces realizados entre los individuos que integran las generaciones de los problemas de prueba, en 10 de ellos se aplicaba la mutación. Cabe señalar que durante el proceso de experimentación fueron probadas inicialmente otras tasas de mutación del orden de 0.001 y 0.01. Dichos valores son recomendados cuando se trabaja con representaciones binarias, sin embargo para el caso bajo estudio no funcionaron adecuadamente. Por lo tanto, con base en los resultados reportados por Wright (1993), Janikow (1993) y Michelewicz (1994) y la experiencia de Tate y Smith (1993) al trabajar con códigos genéticos más complejos que el binario, se pudo mostrar la ventaja de usar en estos problemas de prueba tasas de mutación más altas, que resultaron en un mejor nivel de exploración del espacio de búsqueda, sin afectar adversamente las características de convergencia.

5.6 Análisis Numérico de la Efectividad del AG

Los problemas de prueba correspondientes a la serie “Win01” con los cuales se realiza el análisis numérico son doce y fueron generados como ya se indicó anteriormente con los datos de la Tabla 5.1. Estos datos contienen características distintivas de la operación en cada uno de los doce centros de distribución como son: máxima capacidad de atención de viajes por día, tiempo de descarga, distancia espacial entre llegadas de viajes y la duración de las ventanas de tiempo.

Los parámetros básicos con los cuales se corrió el algoritmo genético en los doce problemas de prueba son los siguientes:

- a) Demanda de cada centro de distribución, dada en número de viajes.
- b) No. de soluciones iniciales generadas por el algoritmo heurístico.
- c) Tamaño de la población en cada generación.
- d) Máximo número de generaciones.
- e) No. de integrantes diferentes en cada generación.
- f) Probabilidad de mutación.

Con base en lo anterior, se procedió a correr el algoritmo genético con los siguientes criterios de paro:

Criterio de paro número 1:

Al menos el 35% de los individuos que integran la generación son diferentes entre sí.

Criterio de paro número 2:

Cuando el 50 % de los elementos que integran la nueva generación provienen del mecanismo de reemplazo con integrantes de la generación de progenitores.

Criterio de paro número 3:

Una vez alcanzada la generación 200.

El criterio de paro número 1 se fijó en 35%, debido a que en pruebas realizadas con un porcentaje superior, por ejemplo 50% (10 individuos diferentes), se observó que a medida que se formaban nuevas generaciones, la función de evaluación empeoraba alejándose de los valores mínimos encontrados. Este efecto se puede explicar en términos del grado de recombinación que desarrollan las nuevas generaciones, ya que al imponerle al algoritmo que en cada iteración genere una mayor proporción de individuos diferentes, la probabilidad de sobrevivencia de genes o información genética se pierde en el proceso, tal y como se muestra en la Figura 5.1.

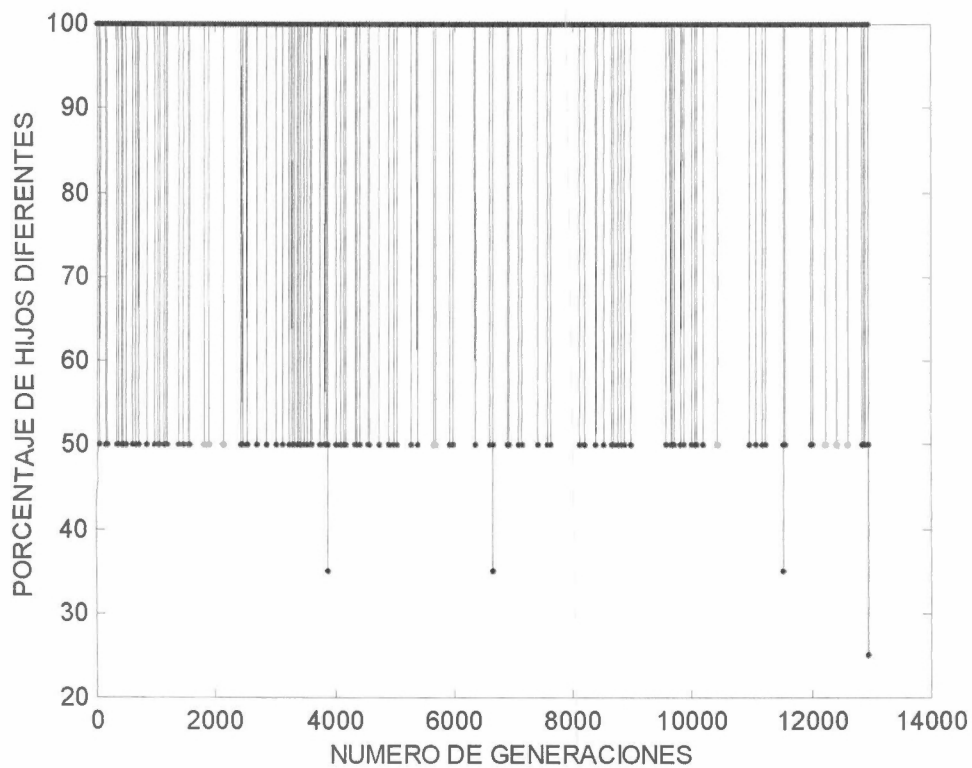


Figura 5.1 Efecto en el tamaño de las generaciones con una tasa del 50% de individuos diferentes en la población de cada generación

El criterio de paro número 3 se definió que fuera de 200 generaciones dado el comportamiento observado del algoritmo genético al ser evaluado con los problemas de prueba de la serie “Win03” generados bajo el mismo principio de los problemas de prueba “Win01” para un conjunto de demandas de entre 60 y 71 viajes.

En esta serie de problemas se dejó correr el algoritmo aplicando únicamente el criterio de paro número 1 definido anteriormente y se observó que los valores con mejor función de evaluación eran alcanzados dentro de las primeras 200 generaciones como se muestra en la Figura 5.2

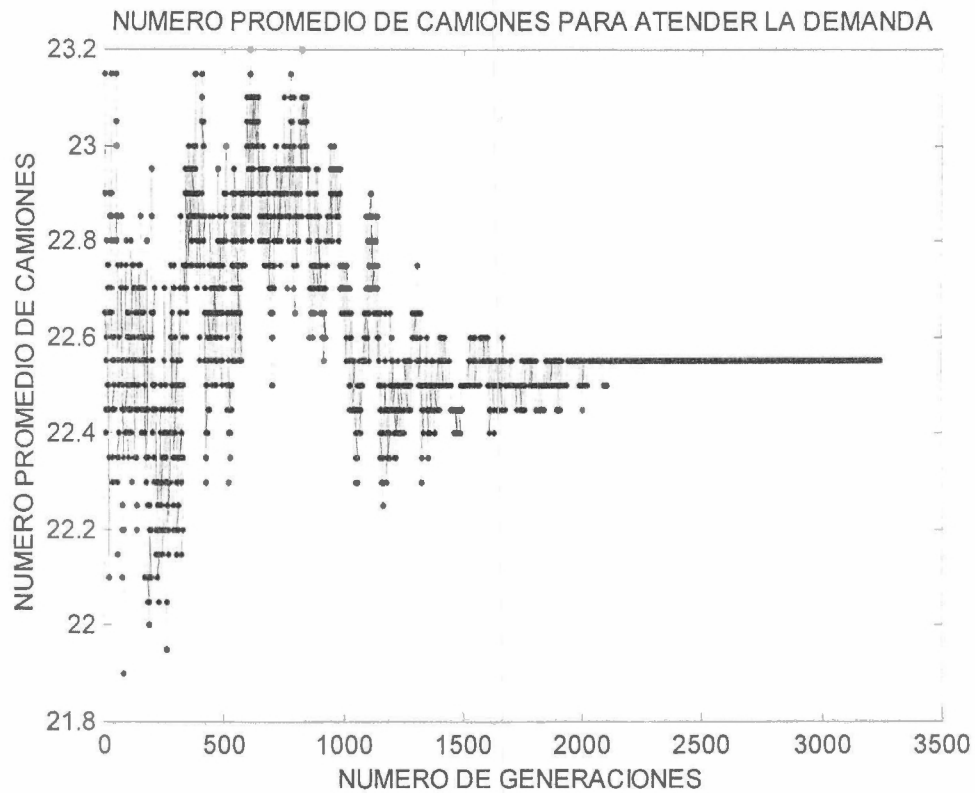


Figura 5.2 Efecto del crecimiento en el número de generaciones sobre la función de evaluación.

Una vez establecidos y validados los parámetros de los operadores genéticos, se decidió proponer un diseño experimental de demandas completamente al azar con los datos de la Tabla 5.1. Se realizaron 5 réplicas; en cada una de las cuales se registró el mínimo número de vehículos (función de evaluación) logrado en la generación 20 y 40. Esto debido a que en la gran mayoría de las corridas efectuadas, los criterios de paro antes citados se cumplían antes de llegar a la generación 200. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.4.

Demanda en número de camiones para 71 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 16 | 16 | 16 | 16 | 16 |
| Generación 160 | 18 | 18 | 18 | 18 | 18 |

Demanda en número de camiones para 70 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 18 | 18 | 18 | 18 | 18 |
| Generación 160 | 19 | 19 | 19 | 19 | 19 |

Demanda en número de camiones para 65 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 15 | 16 | 16 | 17 | 16 |
| Generación 160 | 18 | 18 | 18 | 18 | 18 |

Demanda en número de camiones para 60 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 14 | 15 | 14 | 15 | 14 |
| Generación 160 | 17 | 18 | 16 | 17 | 16 |

Demanda en número de camiones para 55 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 13 | 15 | 13 | 15 | 14 |
| Generación 160 | 15 | 16 | 15 | 17 | 15 |

Demanda en número de camiones para 50 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 12 | 14 | 12 | 14 | 12 |
| Generación 160 | 14 | 16 | 15 | 16 | 14 |

Demanda en número de camiones para 45 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 11 | 11 | 11 | 11 | 11 |
| Generación 160 | 13 | 13 | 13 | 13 | 13 |

Demanda en número de camiones para 40 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 10 | 11 | 10 | 11 | 10 |
| Generación 160 | 12 | 13 | 12 | 13 | 12 |

Demanda en número de camiones para 35 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 10 | 10 | 10 | 11 | 10 |
| Generación 160 | 11 | 12 | 11 | 12 | 11 |

Demanda en número de camiones para 30 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 |
| Generación 160 | 11 | 13 | 11 | 11 | 11 |

Demanda en número de camiones para 25 viajes

| Resultados en | Réplica 1 | Réplica 2 | Réplica 3 | Réplica 4 | Réplica 5 |
|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Generación 80 | 9 | 10 | 9 | 10 | 9 |
| Generación 160 | 11 | 12 | 11 | 12 | 11 |

| Demanda en número de camiones para 20 viajes | | | | | |
|--|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Resultados en | Replica 1 | Replica 2 | Replica 3 | Replica 4 | Replica 5 |
| Generación 80 | 8 | 8 | 8 | 9 | 8 |
| Generación 160 | 9 | 9 | 9 | 11 | 9 |

Tabla 5.4 Número mínimo de vehículos logrados en las generaciones 20 y 40 requeridos para cumplir con diferentes escenarios de demandas

Los datos de la Tabla 5.4 fueron sometidos a un análisis de regresión y posteriormente graficados para cada una de las generaciones y cuyos resultados se presentan en las en las Figura 5.3 y Figura 5.4 incluyendo su ecuación de regresión.

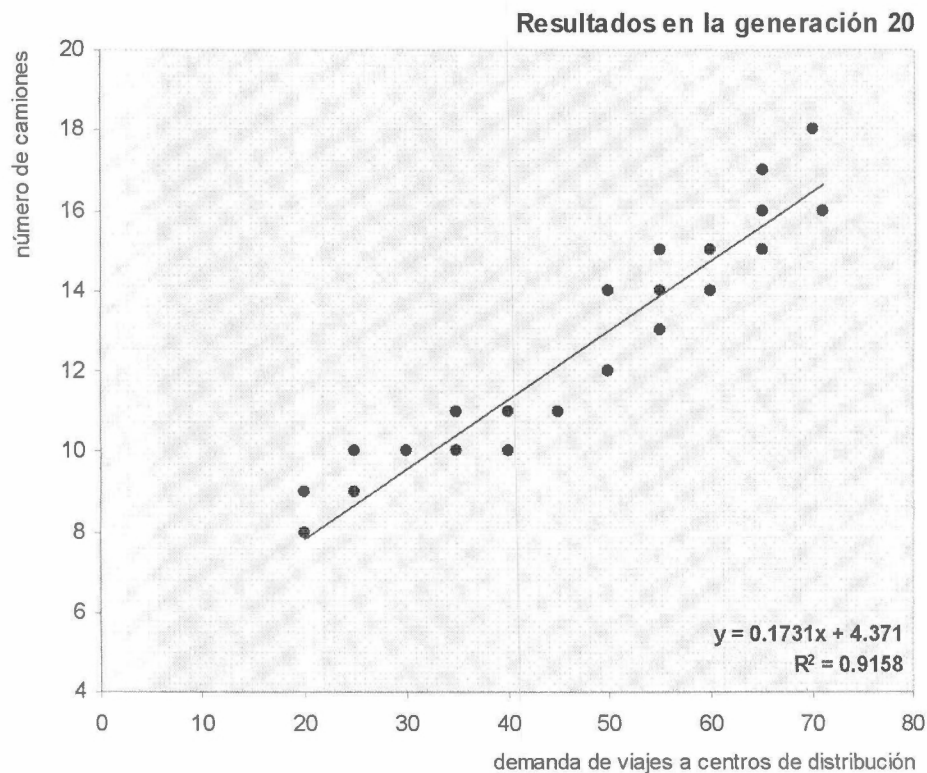


Figura 5.3 Demanda de viajes a centros de distribución basado en el análisis de regresión para la generación número 20.

Con base a los resultados del análisis de regresión para la Generación 20 que se muestran en el Anexo R1 se pudo establecer la siguiente prueba de Hipótesis:

$$H_0 : \beta_1 = 0$$

$$H_a : \beta_1 \neq 0$$

Dado que el valor Crítico de F es menor que 0.05, se rechaza H_0 y en consecuencia podemos decir que el comportamiento que sigue la demanda de viajes requeridos puede ser explicada en términos del mínimo número de vehículos; y apoyados en la ecuación de regresión podemos establecer que por cada viaje adicional para una

demanda dada se requieren 0.17 vehículos en promedio, lo cual es coherente cuando se habla de incrementos de demandas de cinco viajes, haciendo necesario habilitar prácticamente un vehículo en promedio. Los resultados anteriores son corroborados por el coeficiente de determinación que tiene un valor muy alto. De forma similar podemos argumentar que los resultados obtenidos en el análisis de la generación 40 confirman el nivel de relación entre la demanda y el número mínimo de vehículos.

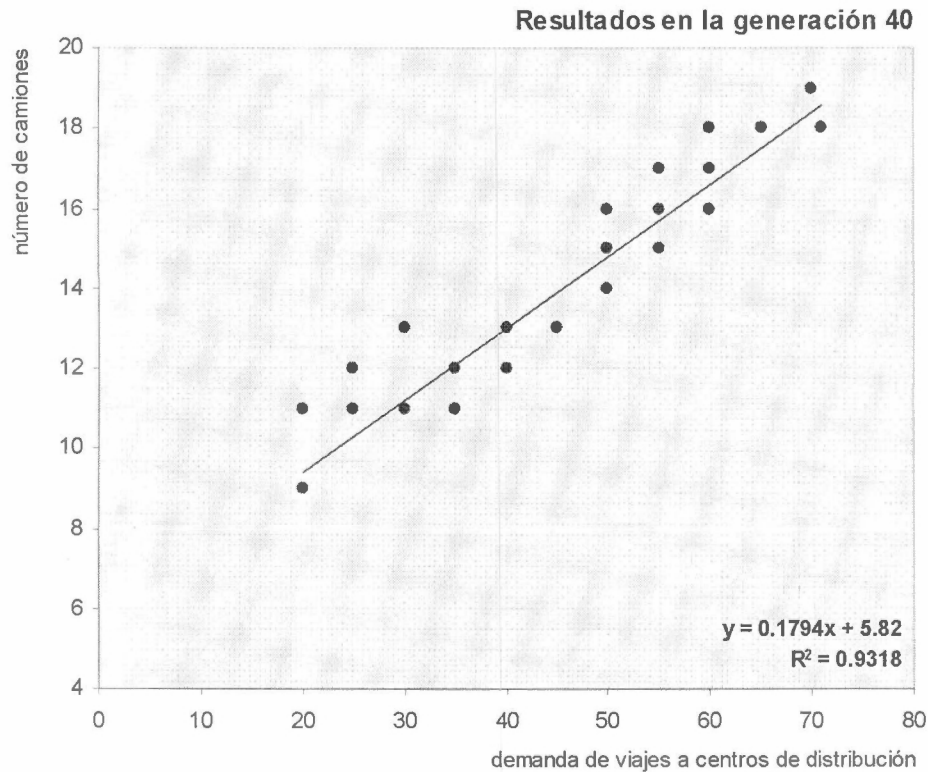


Figura 5.4 Demanda de viajes a centros de distribución basado en el análisis de regresión para la generación número 40.

Los mejores resultados presentados en este capítulo se obtuvieron mediante el uso del algoritmo genético para cada uno de los problemas de prueba de la serie “Win01” basados en la función de evaluación, lo cual nos permite establecer que para futuros escenarios de demanda, el algoritmo genético con los parámetros antes mencionados tiene un buen desempeño en la solución del problema en estudio.

El desempeño del algoritmo genético permitió complementar el proceso de búsqueda de buenas soluciones. Se trabajó en etapas, y en cada una de las cuales, se fueron tomando decisiones considerablemente aceptables, sin poner un especial énfasis en las situaciones futuras. Esto pudiera significar que tal vez se estaría seleccionando como solución un óptimo local. Sin embargo, el hecho de ir construyendo sobre lo que se tiene, o tomar de lo que se ofrece es el origen de la clase de algoritmos glotonas como el empleado en este trabajo de tesis, el cual solo buscaba una solución óptima dentro de 200 generaciones y 20 soluciones. Al analizar los resultados y la factibilidad de las soluciones

considerando que el óptimo local puede ser el óptimo global. Si esto sucede, el algoritmo desarrollado tiene un muy buen desempeño, pero si no, también resultará valioso saber que la solución encontrada es subóptima.

5.7 Análisis Comparativo

Con la intención de evaluar el desempeño del algoritmo genético desarrollado en esta investigación se decidió calcular el número de vehículos necesarios para atender a demandas reportadas en la Tabla 5.1, utilizando el modelo de programación matemática denominado 1-RBH propuesto por González, (2005) implementado en programa comercial *CPlex 8.1* en el cual se relajó la restricción de empalme de vehículos en los CD's ; estos valores permitieron definir una cota inferior para realizar el análisis que se muestra en la Tabla 5.5.

| dem | Genético | 1-RBH | Gen-RBH | dif % |
|-----------------|-------------|------------|------------|------------|
| 20 | 8 | 4 | 4 | 100% |
| 25 | 9 | 6 | 3 | 50% |
| 30 | 10 | 7 | 3 | 43% |
| 35 | 10 | 8 | 2 | 25% |
| 40 | 10 | 8 | 2 | 25% |
| 45 | 11 | 9 | 2 | 22% |
| 50 | 12 | 10 | 2 | 20% |
| 55 | 13 | 12 | 1 | 8% |
| 60 | 14 | 13 | 1 | 8% |
| 65 | 16 | 15 | 1 | 7% |
| 70 | 18 | | | |
| 71 | 16 | | | |
| promedio | 12.3 | 9.2 | 2.1 | 31% |

Tabla 5.5 Análisis comparativo entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH

La experiencia obtenida al resolver 12 problemas de prueba con demanda de entre 20 y 71 viajes diarios indica que las soluciones encontradas por el AG tienen una desviación promedio con respecto a la cota inferior de un 31%. Sin embargo, se observa que el AG propuesto mejora su desempeño a medida que se incrementa la demanda de viajes. En 3 instancias el porcentaje de la desviación con respecto al 1-RBH es igual o menor al 8%. Además, el AG puede resolver instancias de tamaño 70 y 71 en 15 minutos, las cuales no fueron resueltas por 1-RBH en 24 horas de ejecución.

Con la intención de explicar la relación que existe entre el *número de vehículos* (var. dependiente) y el *número de viajes* demandados por los CD's (var. independiente), se llevaron a cabo una serie de análisis de regresión tratando de encontrar la ecuación que representara de mejor forma el comportamiento de éstas variables.

En la figura 5.5 se muestra el ajuste de regresión con un modelo lineal; con base en el coeficiente de correlación (R^2) se observa que el modelo de 1-RBH tiene ligeramente un mejor ajuste ($R^2 = 0.96$) que el algoritmo genético ($R^2=0.92$); sin

embargo, también es claro que a medida que se incrementa el número de viajes demandados se observa una reducción constante en la brecha que separa a las tendencias de ambos moldeos, de tal forma que el AG logra mejorar su desempeño cuando se encuentra en valores de demandas ubicados entre los 55 y 65 viajes.

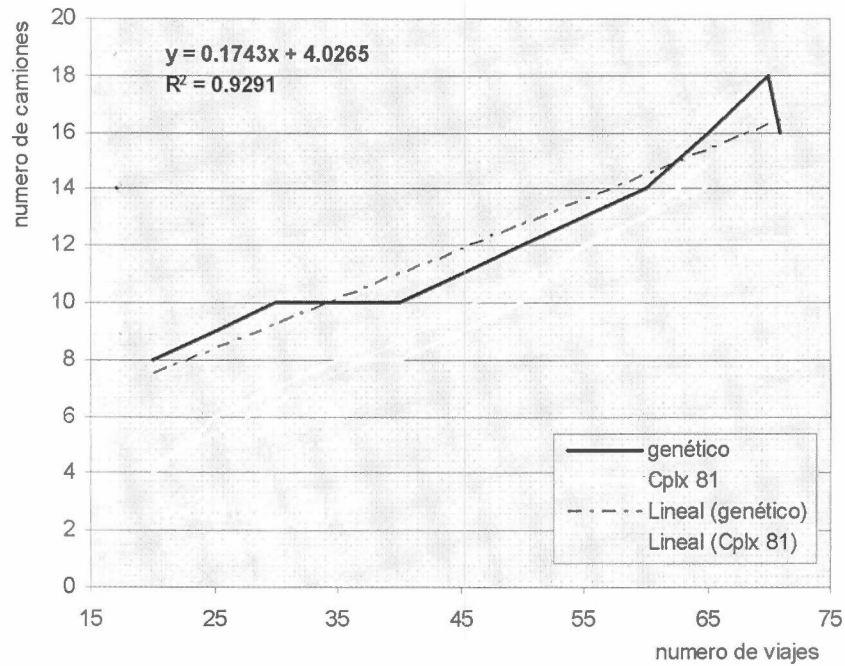


Figura 5.5 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo lineal

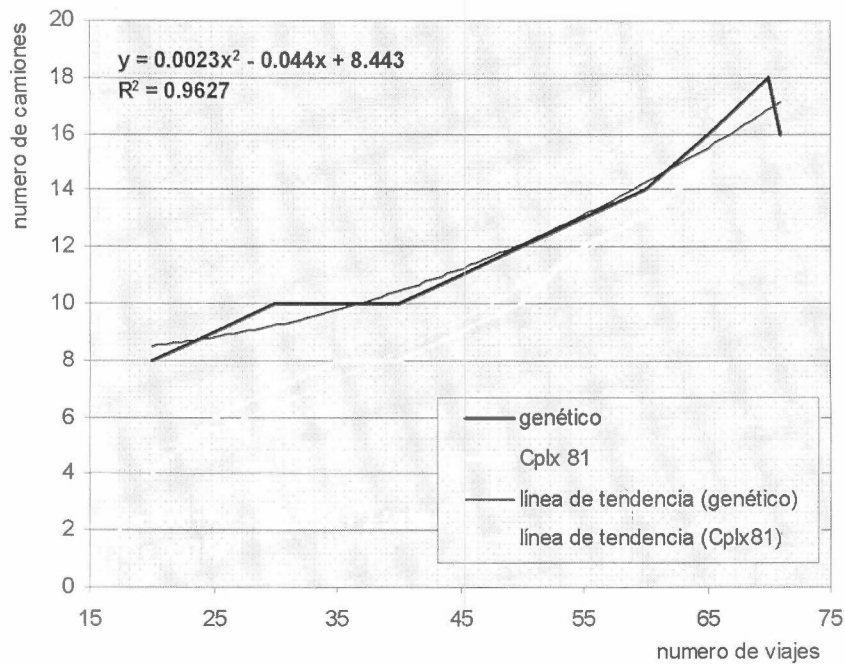


Figura 5.6 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo cuadrático

En las figuras 5.6 y 5.7 se muestra gráficamente el análisis de regresión del modelo cuadrático y el modelo cúbico para los datos obtenidos de los algoritmos 1-RBH y el AG; en ellas se puede apreciar que el modelo cuadrático es el que mejor se ajusta a los datos obtenidos por el AG al reportar un $R^2=0.9627$ cantidad muy similar a la calculada por el modelo cúbico. Así mismo, las líneas de tendencia muestran que el número de vehículos utilizados para demandas mayores a 55 viajes es evidentemente mayor que el número requerido para demandas inferiores a 40 viajes. En este mismo orden de ideas es posible verificar que a demandas mayores a 55 viajes la brecha entre las curvas de ambos algoritmos tiene una reducción importante lo cual coincide con los resultados mostrados en la tabla 5.5.

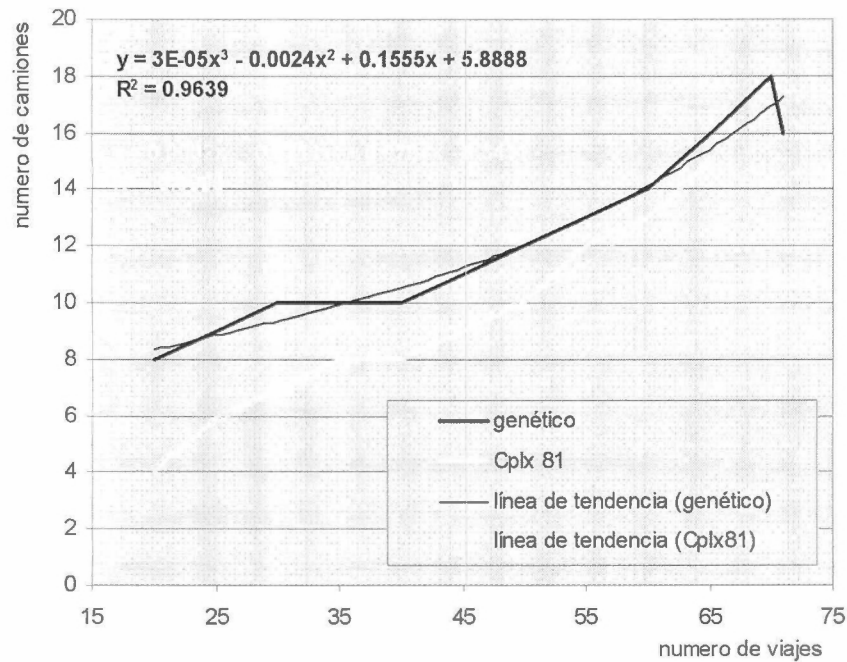


Figura 5.7 Análisis gráfico entre las soluciones generadas con el AG propuesto y el algoritmo 1-RBH. Modelo cúbico

Finalmente y con base en el análisis gráfico anterior se puede decir, que si la operación general de la empresa es hacia la atención de demandas mayores a 50 viajes, el desempeño que tiene el AG propuesto es muy satisfactorio ya que se pudieron generar soluciones en esa región de demandas mientras que para esa región con el modelo 1-RBH no se encontraron soluciones.

Capítulo 6: Conclusiones

Con base en los resultados obtenidos en este trabajo de investigación se pudo comprobar que a través de la programación de un Algoritmo Genético es posible llevar a cabo la solución de problemas de asignación y programación de rutas *utilizando un mínimo número de vehículos* para atender la demanda diaria de viajes de 12 centros de distribución localizados en la zona del Estado de México.

Este trabajo se inserta en el grupo de investigaciones que exploran nuevas estrategias orientadas a mejorar la operación de entrega de carga completa punto a punto. En el caso bajo estudio, la estrategia empleada se enfocó en la construcción de rutas que generan una secuencia continua en las entregas programadas para cada vehículo buscando reducir su tiempo de ocio. La mayoría de los trabajos revisados para esta disertación enfocan su estrategia de optimización en la reducción de distancias o en la reducción de costos de las rutas. Lo anterior abre un espacio de oportunidad interesante para explorar la contribución de los algoritmos genéticos en este tipo de problemas.

La utilización de algoritmos genéticos ofrece una herramienta alternativa que produce soluciones adecuadas en cuanto a la aproximación a soluciones óptimas, a la demanda de tiempo de ejecución de solución, al tipo de equipo computacional necesario y a la posibilidad de resolver problemas con números grandes de demandas de viajes.

La programación y secuenciación de vehículos con restricciones de capacidad y ventanas de tiempo es un problema NP-completo y encontrar una solución óptima utilizando métodos exactos requiere de tiempos computacionales excesivos (González, 2005). Para en este trabajo de aplicación de algoritmos genéticos se utilizaron 12 problemas de prueba los cuales, al ser comparados con las mejores soluciones obtenidas para el mismo problema (González, 2005) produjeron resultados significativamente buenos, incluso con restricciones mayores en las condicionantes de las entregas. La Tabla 5.5 muestra los resultados obtenidos de esta comparación. En promedio, la eficiencia de la programación con algoritmos genéticos para los casos estudiados, es de 31 por ciento por arriba de las soluciones generadas por el método 1-RBH. Esta tabla muestra también como la eficiencia del algoritmo genético aumenta a medida que aumenta el número de vehículos, llegando a reducirse la diferencia hasta un 7%. Para demandas mayores a 55 viajes, la diferencia entre el número de camiones obtenidos por medio de algoritmos genéticos y la obtenida por el método 1-RBH es de solamente 1 camión, y para demandas superiores a 65 viajes, el método 1-RBH no produce resultados con el equipo computacional utilizado y en tiempo adecuado.

La metodología propuesta se basó principalmente en la generación de soluciones por medio del método de intercambio de clientes o nodos (Llamados “centros de distribución” o CD’s). Este proceso combinatorio se enriqueció con la aleatorización inducida por el algoritmo genético que permite explorar espacios de solución más amplios utilizando las ventajas computacionales disponibles.

Si bien la combinación de información es un proceso fundamental en los algoritmos genéticos que enriquece las características de las soluciones generadas, también existe el riesgo de perder información valiosa en el proceso aleatorio de combinación de información.

Con relación al desempeño general del algoritmo propuesto y a los resultados reportados se presentan las siguientes observaciones:

1. Se encontró que la regla para la construcción del *vector orden de asignación* es crítica para iniciar el proceso de generación de soluciones en la etapa inicial del algoritmo.
2. Se probaron tres alternativas para proponer el *vector orden de asignación*, el cual indica el destino de los viajes que parten del origen. La primera alternativa consistió en colocar en primer lugar a los centros de distribución con ventanas de atención menores a veinticuatro períodos. La segunda alternativa probada consistió en ordenar a los centros de distribución con base en el número de períodos necesarios para realizar la operación de descarga de producto. Finalmente se probó ordenar los centros de distribución dando prioridad a aquellos centros con períodos de viaje superiores a cinco. La primera de las tres alternativas produjo soluciones que mostraban porcentajes de utilización de los vehículos superiores al 70%.
3. Después de evaluar el desempeño del algoritmo glotón con diversas instancias se decidió fijar el tamaño de la población en 20 individuos (o soluciones iniciales), debido a que se observó que a medida que se le solicitaban al algoritmo un mayor número de soluciones diferentes, se presentaba una redundancia en las soluciones encontradas. Estas soluciones no mostraban cambios significativos en el porcentaje de utilización de vehículos, en cambio si incrementaban el número de iteraciones y el tiempo de ejecución del algoritmo en su conjunto.
4. El algoritmo produce una buena solución en un intervalo de 20 a 40 generaciones, para los casos con menos de 72 viajes demandados que es la capacidad máxima de la planta.
5. El algoritmo tiene la particularidad de desarrollar un procedimiento de recomposición de la factibilidad en las soluciones generadas durante el proceso de cruzamiento, por medio de la sustitución y reacomodo de los períodos de carga duplicados.
6. Cuando menos del 35% de las soluciones (hijos) que integran una generación son diferentes entre sí, el algoritmo alcanza criterios de paro rápidamente, lo cual repercute de manera negativa en la calidad de las soluciones encontradas.

7. Cuando el algoritmo produjo más de 200 generaciones no se obtuvo un impacto significativo en la calidad de las soluciones generadas, ya que en la mayoría de los problemas de prueba las mejores soluciones se alcanzaba entre 20 y 40 generaciones.
8. El programa de cómputo fue desarrollado en Matlab™ R5.3 y el tiempo de cómputo del programa realizado requiere de por lo menos 10 minutos para la instancia de mayor tamaño (setenta y un viajes) y alrededor de 6 minutos para el resto de las instancias probadas, lo que demuestra su potencial de implementación en equipo computacional de uso común en una oficina.
9. La solución generada está diseñada para la estructura particular de la cadena de distribución de la empresa bajo estudio, sin embargo es posible su modificación para los posibles escenarios que genere la empresa, como el de convertir algunos centros de distribución en mega centros, así como modificar las ventanas de tiempo en los centros de distribución.
10. La teoría de algoritmos genéticos empleada en esta investigación podría ser aplicable a otros modelos de distribución, con sólo cambiar las condiciones impuestas por las ventanas de atención, y el número de centros de distribución. Estos modelos serían resueltos, con el mismo criterio de optimización
11. El Algoritmo Genético está acotado en términos de mecanismos de generación de población inicial, selección, reproducción y mutación de acuerdo con lo descrito en el capítulo 4. Futuros trabajos podrían incrementar el alcance implementando nuevos mecanismos de reproducción, selección y mutación.

Capítulo 7: Recomendaciones

Una vez concluida la investigación se mencionan algunas líneas de trabajo para todo aquel interesado en continuar con este tema:

- a) Con la experiencia lograda en esta investigación, se puede adaptar el algoritmo para apoyar en el proceso de toma de decisiones cuando existan acontecimientos que alteren el programa de entregas tales como siniestros carreteros, demoras inevitables por condiciones climatológicas que impidan cumplir con la demanda de un CD, etc.
- b) Adaptar el algoritmo evaluando la posibilidad de contar con vehículos con diversas capacidades de carga.
- c) Probar el desempeño del algoritmo en problemas con aplicaciones que requieren entregas punto a punto como en el caso de la industria del transporte de concreto premezclado, por citar alguno.
- d) Crear una librería de problemas tipo, en la que los problemas se pudieran clasificar con base en el grado de dificultad para cumplir con las demandas de ciertos centros de distribución y con ellos probar el desempeño del algoritmo propuesto.
- e) Aún y cuando la intención de la presente investigación no es la reducción de costos de manera directa, se recomienda adaptar las ideas aquí expresadas para evaluar esta condición de desempeño,
- f) Se puede decir que las soluciones generadas resuelven el problema satisfactoriamente, pero queda abierta a futuras investigaciones la utilización de otros métodos de selección, reproducción y mutación, para verificar si otras alternativas generan soluciones de mejor calidad que las obtenidas en este trabajo

Bibliografia

- Altinkemer, K., & Gavish, B. (1991). Parallel savings based heuristics for the delivery problem. *Oper. Res.*, 39, 456-469.
- Altinkemer, K., & Gavish, B. (1987). Heuristics for unequal weight delivery problems with a fixed error guarantee. *Oper Res. Lett.*, 6, 147-158.
- Bachem, A., Hochsättler, W., & Malich, M. (1996). The simulated trading heuristic for solving vehicle routing problems. *Discrete Applied Mathematics*, 65, 47-72.
- Belardo, A., Duchessi, P., & Seagle, J. (1985). Microcomputer graphics in coin support of vehicle fleet routing. *Interfaces*, 15, 84-92.
- Bell, W. J., Dalberto, L., Fisher, M. L., Greenfield, A. J., Jaikumar, R., Kedia, P., Mack, R. G., & Prutzman, R. J. (1983). Improving the distribution of industrial gases with an on-line computerized routing and scheduling optimizer. *Interfaces*, 13, 4-23.
- Blanton, J. J., & Wainwright, R. L. (1993). *Multiple vehicles routing with time and capacity constraint using genetic algorithms*. Los Altos, CA: Morgan Kauffman.
- Bodin, L. D. (1991). Twenty years of routing and scheduling. *Oper. Res.*, 38 (571-579).
- Bramel, J., & Simchi-Levi, D. (1995). *A location based heuristics for general routing problems*, *Oper. Res.*, 43, 649-660.
- Bräysy, O. (2003). A reactive variable neighborhood search for the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS, Journal of Computing*, 15(4), 347-368.
- Brenninger-Goethe, M. (1989). *Two vehicle routing problem -- mathematical programming approaches*, . Linköping: Linköping University.
- Brown, G., & Graves, G. (1981). Real time dispatch of petroleum tank trucks. *Management Science*, 27, 19-31.
- Burke, E. S. G. a. G. K. (2004). Diversity in Genetic Programming: An Analysis of Measures and Correlation With Fitness. *IEEE Transactions*, 8, 47-62.
- Calegari, P., Coray, G., Hertz, A., Kobler, D., & Kuonen, P. (1999). A taxonomy of evolutionary algorithms in combinatorial optimization. *Journal of Heuristics*, 5(2), 145-158.
- Cheng, R., & Gen, M. (1996). Fuzzy vehicle routing and scheduling problem using genetic algorithms, *Genetic Algorithms and soft computing* (pp. 638-709). Berlin: Springer.

- Chipperfield, A., Fleming, P., Pohlheim, H., & Fonseca, C. (1994). Genetic algorithm toolbox for use with MatLab (Version 1.2) [User's Guide]: Automatic Control and Systems Engineering.
- Christofides, N. A., & Eilion, S. (1969). An algorithm for the vehicle dispatching problem. *Oper. Res.*, *20* (309-318).
- Christofides, N. A., Mingozzi, & Toth, P. (1979). The vehicle routing problem, *Combinatorial optimization*. Chichester.
- Christofides, N. A., Mingozzi, & Toth, P. (1981). An algorithm for time constrained traveling salesman problem.
- Christofides, N. A., Mingozzi, & Toth, P. (1981). Exact algorithms for the vehicle routing problem. *Math Program*, *20*, 255-282.
- Christofides, N. A., Mingozzi, & Toth, P. (1981). State-Space relaxation procedures for the computation of bounds to routing problem. *Networks*, *11*, 145-164.
- Clarke, G., & Wright, J. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Oper. Res.*, *12*, 568-581.
- Collins, D. H. G., & Clavey, W. M. (1986). The optimization of route scheduling: A case study. *Proc. Int. Trans. Conf.*
- Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2003). A tabu search heuristic for the static multi-vehicle dial-a-ride problem. *Transportation Research Part B*, *37*, 579-594.
- Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching system. *Manage Sci*, *6*, 80-91.
- De la Herrán Gascón, M. (2004). *Notas sobre computación evolutiva*. GAIA. Retrieved 15/11/2004, 2004, from the World Wide Web:
- Desaulniers, G., Lavigne, J., & Soumis, F. (1998). Multi-depot vehicle scheduling problems with time windows and waiting costs. *European Journal of Operational Research*, *111*, 479-494.
- Dubrovsy, O., Levitin, G., & Penn, M. (2002). A genetic algorithm with compact solution encoding for the container ship stowage problem. *Journal of Heuristics*, *54*, pp.585-599.
- Dunbleton, J. J. (1980). Expert system application to ocean shipping-A status report. *Marine Technology*, *27*, 265-284.

- ElMaraghy, H., Patel, V., & Abdallah, I. B. (2000). Scheduling of manufacturing systems under dual-resource constraints using genetic algorithms. *Journal of Manufacturing Systems, 19*(3), 186-201.
- Evans, S., & Norback, J. (1985). The impact of a decision- support system for vehicle routing in a food service supply situation. *J. Oper. Res. Soc., 36*, pp. 467-472.
- Fisher, M. L., Greenfield, A. J., Jaikumar, R., & Lester, J. T. (1986). A computerized vehicle routing application. *Interfaces, 12*, 45-52.
- Fisher, M. L., & Jaikumar, R. (1981). A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks, 11*, 109-124.
- Fisher, M. L., Van Wassenhowe, L., & Jaikumar, R. (1986). A multiplier adjustment method for the generalized assignment problem. *Manage Sci, 32*, 1095-1103.
- Forrest, S. (1993). Genetic algorithms: Principles of natural selection applied to computation. *Science, 261*(5123), 872-878.
- Gabber, P., Brown, G., Huntley, C., Markowicz, B., & Sappington, D. (1991). *A system for learning routes and schedules with genetic algorithms*. Paper presented at the Fourth International Conferences on Genetic algorithms.
- Gaskell. (1967). Basis for the vehicle fleet scheduling. *Oper. Res., 18*, pp. 281.
- Gen, M., & Runwei, C. (2000). *Genetic algorithms and engineering optimization*.
- Gendron, B., & Crainic, T. G. (1992). A branch-and-bound algorithm for depot location and container fleet management. *Location Science, 3*(1), 39-53.
- Gerdessen, J. C. (1996). Vehicle routing problem with trailers. *European Journal of Operational Research, 135*-147.
- Goldberg, D. E. (1999). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*.
- Golden, B., T.L. Magnati, & Nguyen, H. Q. (1977). Implementing vehicle routing algorithms. *Networks, 7*, 113-148.
- Golden, B., & Wasil, E. (1987). Computerized vehicle routing in the soft drink industry. *Oper. Res., 35*, pp. 6-17.
- Golden, B. L., & Assad, A. A. (1986). Perspectives on vehicle routing: Exciting new developments. *Oper. Res., 14*, 803-810.

- González, M. (2005). A Heuristic Algorithm for a delivery planning problem with time windows and side constraints. *Ph. D. Dissertation. Dept. of Industrial Engineering, ITESM Campus Toluca.*
- Haimovich, M. (1985). Bounds and heuristics for capacitated routing problems. *Math. Oper. Res.*, 10(527-542).
- Houghton, M. A. (1998). Modeling the customer's service performance of fixed-routes delivery systems under stochastic demand. *Journal of business Logistics*, 19, 155-172.
- Hoda ElMaraghy, V. P., Imed Ben Abdallad. (2000). Scheduling of Manufacturing Systems Under Dual- Resource Constraints Using Genetic Algorithms. *Journal of Manufacturing Systems*, 19, 186-201.
- Hoon, O., Tae, W. G., & Waters, I. (1996). A survey of recent developments in transportation cost function research. *Logistics and Transportation Review*, 32(4), 423-463.
- Jacques Renaud, F. F. B. (2002). A sweep-based algorithm for the fleet size and mix vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 618-628.
- Jean-Francois Cordeau, G. L. (2003). A tabu search heuristic for the static multi-vehicle dial-a-ride problem. *Canada Research Chair in Distribution Management and Gerad*, 579-594.
- Jung-Ug Kim, Y.-D. K. (1999). A decomposition approach to a multi-period vehicle scheduling problem. *Omega the international journal of management science*, 421-430.
- Kim, J.-U., & Yeong-Dae, K. (1999). A decomposition approach to a multi-period vehicel scheduling problem. *Omega the international journal of management science*, 27, 421-430.
- Kolen, A. W. J., Rinnooy Kan, A. H. G., & Trienekens, H. W. J. M. (1986). Vehicle routing with time windows. *Operations Research*, 35(2), 266-273.
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59, 345-358.
- Laporte, G., & Norbert, Y. (1987). Exact algorithms for the vehicle routing problems. *Ann. Discr. Math.*, 31, 147-184.
- Lin, J.-J. (2003). A genetic Algorithm for Searching Weaving Parameters for Woven Fabrics. *Textile Research Journal*, 105-112.
- Lin, S. (1965). Computer solution of the traveling salesman problem. *Bell Systems*, 44, 2245-2269.

- Lin, S., & Kerningham, B. (1973). An effective heuristic algorithm for the traveling salesman problem. *Oper. Res.*, 21, 498- 516.
- Magnati, T. (1981). Combinatorial optimization and vehicle fleet planning: perspectives and prospects. *Networks*, 11, 179-214.
- Malmborg, C. (1996). A genetic algorithm for service level based vehicle scheduling. *European Journal of Operational Research*.
- Maxfield, C. (1997). Genetic Algorithms: Programs that Boggle the Mind. *design feature*, 42, 121-128.
- Michalewicz, Z. (1994). Genetic Algorithms, Data Structures, Evolution Programs. *Springer*.
- Norman, B. A., & Bean, J. C. (2000). Scheduling operations on parallel machine tools. *IIE Transactions*, 32(5), 449-459.
- Nygaard, K. E. (1988). *Generalized assignment methods for the deadline vehicle routing problem*. B.V. North Holland: Elsevier Science Publisher.
- Ochi, L. S., Vianna, D. S., Drummond, L. M. A., & Victor, A. O. (1998). A parallel evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with heterogeneous fleet. *Future Generation Computer Systems*, 14, 285-292.
- Park, Y. B. (2000). A hybrid genetic algorithm for vehicle scheduling problem with due times and time deadlines. *International journal of production economics*, 73(2001), 175-188.
- Pet, E., & Mollaghasemi, M. (1995). *Application of genetic algorithms in resource constrained network optimization*. Orlando, FL.: University of Central Florida.
- Potvin, J., Dube, D., & Robillar, C. (1996). A hybrid approach to vehicle routing using neural networks and genetic algorithms. *Applied Intelligence*, pp.241-252.
- Psarras, J., Stefanitis, E., & Christodolou, N. (1997). Combination of local search and CLP in the vehicle-fleet scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 98, 512-521.
- Rayward, O., V.J., I.H. , Reeves, C. R., & Smith, G. D. (Eds.). (1996). *Modern heuristic search method*.
- Russel, R. A. (1977). An effective heuristic for the M-tour traveling salesman problem sith some side conditions. *Oper. Res.*, 4, 285-305.

- Savelsbergh, M. (1985). Local search in routing problem with time windows. *Oper. Res.*, 4, 285-305.
- Sha, O. P. (1985). Computer aided on board container management. *Computer Applications in the Automation of Shipyard Operation and Ship Design*, 1, 177-187.
- Shields, J. J. (1984). Container ship stowage: A computer aided pre-planning system. *Marine Technology*, 21, 370-383.
- Sinriech, D., & Samakh, E. (1999). A genetic approach to the pickup/delivery station location problem in segmented flow based material handling systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 18(2), 81-99.
- Smith. (1993). Slach-Based Heuristics for Constraint Satisfaction Scheduling. *Journal of Heuristics*.
- Solomon, M. (1983). On the worst case performance of some heuristics for the vehicle routing and scheduling problem with time window constraints. *Report 85-05-03*.
- Solomon, M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Oper. Res.*, 35, 254-265.
- Steven, C., Bruce L. Golden, George C. Runger, Edward A. Wasil. (2001). Using Experimental Design to Find Effective Parameter Settings for Heuristics. *Journal of Heuristics*, 77-97.
- Tan, K. C., Lee, L. H., & Ou, K. (2001). Artificial intelligence heuristics in solving vehicle routing problems with time window problem. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 14, pp.825-837.
- Tarantilis, C. D., Diakoulaki, D., & Kiranoudis, C. T. (2004). Combination of geographical information system and efficient routing algorithms for real life distribution operations. *European Journal of Operational Research*, 152(437-453).
- Thangiah, S. R. (1995). An adaptative clustering method using geometric shape for vehicle routing with time windows. *Proceedings of the Sixth International Conference of Genetic Algorithms*, 536-543.
- Thangiah, S. R., Vinayagamoorthy, R., & Gubbi, A. V. (1993). *Vehicle routings with time deadlines using genetic algorithms*: Morgan Kauffman.
- Toklu, Y. C. (2002). Application of genetic algorithms to construction scheduling with or without resource constraints. *Canadian Journal of Civil Engineering (ProQuest Science Journals)*, 421-429.

Toth, P. (1984). *Heuristic algorithms for the vehicle routing problems, presented at the workshop on routing problems*. Hamburg.

Vega, F. D. (2003). *Algoritmos evolutivos para la resolución de sistemas de "word equations"*.

Walter, D. F., & Zielinski, E. L. (1983). *Computerized vehicle routing package-management issues*. Paper presented at the 1983 Annual Meeting of the National Council of Physical Distribution Management, New Orleans.

Webb, I. R., & Larson, R. C. (1995). Period and phase of customer replenishment: A new approach to the strategic inventory/ routing problem. *European Journal of Operational Research*, 85, 132-148.

Yellow. (1979). A computational modification to the savings method for vehicle scheduling. *Oper. Res. Q.*, 21, 281-283.

Zielinski, E. L. (1985). Implementing a computerized vehicle routing system: A case Study. *Auerbach Rep.*, 1(24), 1-14.

Anexos

Anexo 1. Manual del usuario

Anexo 2. Disco Compacto con el código fuente del algoritmo

Anexo 1: Manual del Usuario

Estimado usuario a continuación se presenta una lista de los parámetros básicos necesarios para ejecutar satisfactoriamente el algoritmo genético al que en breve accederá, es importante tener a la mano la siguiente información en el orden que aparece para lograr una mayor agilidad en el proceso de captura. Recuerde que el programa esta elaborado en **Matlab 5.3** en el cual se puede iniciar como cualquier otra aplicación de *Windows95/98/NT* :



- a) Seleccione dos veces el icono correspondiente a MATLAB 5.3.lnk
- b) Al iniciar **Matlab 5.3** se abre una ventana de comandos. En dicha ventana aparece el *prompt* (aviso) característico de **Matlab 5.3** (**>>**) esto quiere decir que el programa esta listo para recibir instrucciones.
- c) Digite *Win01* seguido de ↵.
- d) Ingrese entre corchetes “[]” y separados por una coma los datos correspondientes a la **demanda** para cada uno de los centros de distribución expresada en **número de viajes** seguido de ↵.
- e) Ingrese entre corchetes “[]” y separados por una coma los datos correspondientes al vector inicial **orden de asignación** de centros de distribución seguido de ↵.
- f) Ingrese el No. de soluciones iniciales que integran a la población inicial (seleccionar un número par y no mayor a 20) seguido de ↵.
- g) Ingrese el número máximo de generaciones necesarios para evaluar el proceso genético seguido de ↵.
- h) Ingrese el porcentaje de integrantes diferentes en cada generación (de 0 a 100) seguido de ↵.
- i) Ingrese el valor de la probabilidad de mutación en cada generación (de .1 a 50) seguido de ↵.

| Número de paso | Descripción |
|----------------|---|
| 1 | Acceder a la ventana de comando de MatLab™ 5.3. |
| 2 | Escribir el nombre del programa Win01 y ejecutar |
| 3 | Se presenta en pantalla el nombre de los doce centros de distribución y su código de identificación con números del 1 al 12. |
| 4 | Se presenta un mensaje indicando que inicia la sección para definir los parámetros iniciales del algoritmo. |
| 5 | Ingresar entre corchetes “[]” y separados por una coma los datos correspondientes a la demanda para cada uno de los centros de distribución expresada en número de viajes , respetando el orden indicado en el paso 3 (se presenta un ejemplo del formato solicitado). |
| 6 | Ingresar el número de períodos activos para cada vehículo (seleccionar un valor definido por intervalo de 1 a 72, se recomienda usar 48). |
| 7 | Ingresar entre corchetes “[]” y separados por una coma los datos correspondientes al vector inicial orden de asignación de camiones a centros de distribución. Usando la codificación del paso 3 se indica la jerarquía de cada centro a través de la posición que ocupa en el vector (se presenta un ejemplo del formato solicitado). |
| 8 | Se presenta un mensaje indicando que inicia la sección para definir los parámetros de los operadores genéticos utilizados en el algoritmo. |
| 9 | Ingresar el valor que representa el tamaño de la población , el cual indica el número de soluciones que integran a cada una de las generaciones con la cuales se llevaran a cabo las operaciones de cruce y mutación (seleccionar un valor par, se recomienda usar 20). |
| 10 | Ingresar el porcentaje para indicar el mínimo número de soluciones diferentes que integran una nueva generación después de haberse realizado la operación de cruce genético (seleccionar un valor definido por intervalo de 1 a 100, se recomienda usar 35). |
| 11 | Ingresar el porcentaje para indicar la tasa de mutación (seleccionar un valor definido por intervalo de 1 a 100, se recomienda usar 10). |
| 12 | Ingresar el valor que representa el número máximo de generaciones para lograr las mejores soluciones (seleccionar un valor a partir de 2, se recomienda usar 200). |
| 13 | Ingresar el valor que representa el número de réplicas necesarias y generar resultados que permitan proponer un diseño experimental. |
| 14 | Ingresar el valor que representa el número de réplicas necesarias y generar resultados que permitan proponer un diseño experimental (seleccionar un valor a partir de 1, se recomienda usar 5).. |
| 15 | Ejecutar el algoritmo: el algoritmo despliega en pantalla: los vectores mejor orden de asignación, la secuencia de permutaciones realizadas, el dato del mínimo número de vehículos necesarios para atender la demanda dada, la desviación estándar correspondiente al porcentaje de utilización total de vehículos de cada solución, |
| 16 | Al término de la ejecución, el algoritmo despliega un conjunto de gráficas que indican de acuerdo al orden de presentación: El número promedio de vehículos necesarios para satisfacer una demanda dada logrados en cada réplica. Un comparativo del tiempo CPU necesario para la ejecución de cada una de las réplicas. La utilización de los vehículos para una demanda dada de cada solución que integra la última generación. El horario de envíos de viajes desde planta hacia los centros de distribución. Finalmente en la ventana de comando se despliega el porcentaje de utilización total y parcial de vehículos para la mejor solución de la última generación. |

Anexo 2: Disco Compacto con el código fuente del algoritmo

Nota: El disco compacto con el código fuente se anexa.