

SEP



SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA

**INSTITUTO TECNOLÓGICO
DE CD. MADERO**

Sistema Nacional de Educación Superior Tecnológica



Dirección General de Educación Superior Tecnológica

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN



**Búsqueda Local Mejorada para la solución
del problema VRPTW en un Sistema de
Colonia de Hormigas**

P R E S E N T A:

ISC. BÁRBARA ABIGAIL ARRAÑAGA CRUZ

P A R A O B T E N E R E L G R A D O D E:

**MAESTRA EN CIENCIAS EN CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN**

D I R E C T O R:

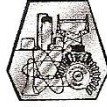
DR. JUAN JAVIER GONZÁLEZ BARBOSA

C O D I R E C T O R:

DRA. LAURA CRUZ REYES

CD. MADERO, TAM. MEXICO

DICIEMBRE DE 2007



Instituto Tecnológico de Cd. Madero

D.I.

Cd. Madero, Tam., a 04 de Diciembre de 2007.

Área: Posgrado
Nº Oficio: U5.483/07
Asunto: Autorización de Impresión
de Tesis

C. ING. BÁRBARA ABIGAIL ARRAÑAGA CRUZ
Presente.

Me es grato comunicarle que después de la revisión realizada por el Jurado designado para su examen de grado de Maestra en Ciencias en Ciencias de la Computación, se acordó autorizar la impresión de su tesis titulada:

“BÚSQUEDA LOCAL MEJORADA PARA LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA VRPTW EN UN SISTEMA DE COLONIA DE HORMIGAS”


Es muy satisfactorio para la División de Estudios de Posgrado e Investigación compartir con Usted el logro de esta meta. Espero que continúe con éxito su desarrollo profesional y dedique su experiencia e inteligencia en beneficio de México.

Atentamente
“POR MI PATRIA Y POR MI BIEN”

Mra. Yolanda Chávez Cinco
M.P. María Yolanda Chávez Cinco
Jefa de la División



S.E.P.
DIVISION DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E
INVESTIGACION
I T C M

MYCHC ' N LCO ' cerc* 

*Gracias a la vida que me ha dado tanto.
Me ha dado el sonido y el abecedario,
con él las palabras que pienso y declaro:
madre, amigo, hermano, y luz alumbrando
la ruta del alma del que estoy amando.*

*Gracias a la vida que me ha dado tanto.
Me dio el corazón que agita su marco
cuando miro el fruto del cerebro humano;
cuando miro el bueno tan lejos del malo,
cuando miro el fondo de tus ojos claros.*

Violeta Parra

AGRADECIMIENTOS

Mi sincero agradecimiento al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) y a la Dirección General de Educación Superior Tecnológica (DGEST) por el apoyo otorgado para realizar esta investigación.

Mi agradecimiento al Dr. Juan Javier González Barbosa por apoyarme una vez más como asesor de tesis, gracias por su consejo y guía.

También agradezco a los maestros que conformaron el comité de revisión; Dra. Laura Cruz, Dr. José Antonio Martínez y M.C. Guadalupe Castilla por sus comentarios que sirvieron en el mejoramiento de este trabajo.

Gracias a mis amigos, por compartir los buenos y no tan buenos momentos y por ser mis hermanos escogidos, a Vero por su confianza, a Tania por los consejos, a Margarito por la larga amistad, a Paco por el buen humor, a Logan por las agradables conversaciones.

A mi familia por apoyarme durante esta etapa, por el gozo y la tristeza, por su presencia y sus ausencias, porque mis sueños son los suyos también.

A Dios por todo lo que me ha dado y por lo que no me ha dado, por no abandonarme nunca, por la salud, por todas las personas que ha puesto en mi camino.

Por último, agradezco a Miguel por dejarme entrar en su vida, para darle un nuevo sentido a la mía. Gracias por impulsarme a seguir adelante. Gracias por hacerme feliz con este amor. Gracias Miguel.

RESUMEN

En la actualidad las empresas enfrentan diversos problemas, uno de estos es la transportación de productos a diversos clientes, este problema es denominado Vehicle Routing Problem (VRP, Problema de Enrutado de Vehículos), contrario a lo que se podría pensar este problema ha sido estudiado desde 1959.

Existen diferentes técnicas para resolverlo, como los algoritmos exactos, estos implican un gran esfuerzo computacional. Un enfoque que ha sido estudiado es aplicar estrategias basadas en el comportamiento de la naturaleza. Como el caso de los algoritmos basados en colonias de hormigas, Ant Colony System o ACS (Sistema de Colonia de Hormigas), basado en el comportamiento de las hormigas reales.

Desde el surgimiento del ACS se han realizado diversos trabajos de investigación con el fin de agregar nuevas mejoras a este. En esta investigación, se propone una nueva forma de actualizar los valores de los rastros de feromona dejados por las hormigas a su paso por las aristas, dicha forma de actualización se ha denominado Aprendizaje por Niveles, esta técnica consiste en realizar una copia de los rastros de feromona para que las hormigas trabajen localmente con esta, y modificar los rastros únicamente sobre el resultado obtenido por la mejor hormiga. Esto permite que el conocimiento acumulado solo considere los movimientos hechos por la mejor hormiga, evitando premiar arcos no tan buenos.

Los resultados obtenidos muestran que esta técnica posee una rápida convergencia, ya que obtiene un mejor resultado en el mismo tiempo de ejecución, con respecto al ACS sin el aprendizaje por niveles, mejorando en un 0.67% en cuanto al número de vehículos y 0.15% respecto a la distancia. Además, permite explorar un mayor espacio de solución, y explota de manera más eficiente el aprendizaje adquirido por las hormigas.

SUMMARY

Nowadays companies confront several complex problems, one of them is the product transportation and delivering to customers, this problem is called Vehicle Routing Problem (VRP), opposite to which could be thought this problem has been studied since 1959.

There are different techniques to solve it, just as exact algorithms, those which imply lots of computational effort. An approach that has been studied is applying strategies based on the natural behavior. As the case of the algorithms based on ant colonies, Ant Colony System (ACS), based on behavior of real ants.

Since ACS arises, lots of research has been done to make improvements for this strategy. This work, proposes a new approach to update the pheromone trails of ants in its way for the edges, this update has named Level Learning and consists on make a temporary copy of the pheromone trails in order that ants working locally with this, and modify the trails only with the result obtained for the best ant, in an iteration. This allows that the accumulated knowledge considers the movements made by the best ant, avoiding reward not good arcs.

The results show that this technique has a fast convergence since obtains a better result in the same time of execution with respect to the ACS without the level learning, improving in 0.67% for the number of vehicles and 0.15% in distance.

Moreover, it permits to explore more solution space, and explodes the acquired knowledge of the ants in an efficient way.

TABLA DE CONTENIDO

| | |
|-------------------|---------------|
| | <i>Página</i> |
| Índice de Figuras | <i>iii</i> |
| Índice de Tablas | <i>iv</i> |

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

| | |
|--|---|
| 1.1 Antecedentes | 1 |
| 1.2 Descripción del Problema de Investigación..... | 2 |
| 1.3 Justificación..... | 3 |
| 1.4 Delimitación..... | 4 |
| 1.5 Objetivos | 5 |
| 1.6 Alcances y Limitaciones | 6 |
| 1.7 Organización del Documento | 6 |

Capítulo 2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

| | |
|---|----|
| 2.1 El Problema de Enrutado de Vehículos (VRP)..... | 7 |
| 2.1.1 Definición Formal..... | 8 |
| 2.1.2 Variantes del VRP..... | 9 |
| 2.2 Optimización Basada en Hormigas | 12 |
| 2.3 Trabajos Relacionados con la Variante VRPTW | 15 |
| 2.4 Distributed Q-Learning (DQL)..... | 18 |

Capítulo 3. PROPUESTA DE SOLUCIÓN

| | |
|--|----|
| 3.1 Enfoques de Solución | 21 |
| 3.2 Ant Colony System..... | 21 |
| 3.2.1 Regla de Transición..... | 23 |
| 3.2.2 Regla de Actualización Global..... | 23 |

| | |
|---|----|
| 3.2.3 Regla de Actualización Local..... | 24 |
| 3.3 Búsqueda Local..... | 24 |
| 3.3.1 Operadores para una sola ruta | 25 |
| 3.3.2 Operadores para dos rutas | 27 |
| 3.4 Lista Restringida..... | 29 |
| 3.5 Función de Selección | 31 |
| 3.6 Aprendizaje por Niveles..... | 32 |

Capítulo 4. EXPERIMENTACIONES

| | |
|-----------------------------------|----|
| 4.1 Instancias de Prueba..... | 34 |
| 4.2 Contribución Individual | 35 |
| 4.3 Contribución en pares | 37 |

Capítulo 5. CONCLUSIONES

| | |
|----------------------------|----|
| 5.1 Conclusiones..... | 42 |
| 5.2 Aportaciones | 42 |
| 5.3 Trabajos Futuros | 43 |

| | |
|---|----|
| ANEXO. Experimentaciones por Instancias..... | 44 |
|---|----|

| | |
|--------------------------|----|
| Referencias | 53 |
|--------------------------|----|

ÍNDICE DE FIGURAS

| | <i>Página</i> |
|--|---------------|
| Figura 1.1 Esquema de Solución..... | 5 |
| Figura 2.1 Ejemplo gráfico de VRP | 8 |
| Figura 2.2 Algoritmo del Sistema de Colonia de Hormigas | 13 |
| Figura 2.3 Algoritmo DQL..... | 20 |
| Figura 3.1 Algoritmo ACS para TSP | 22 |
| Figura 3.2 Procedimiento de Búsqueda Local | 25 |
| Figura 3.3 Esquema 2-opt..... | 26 |
| Figura 3.4 Esquema 3-opt | 26 |
| Figura 3.5 Esquema Or-opt | 27 |
| Figura 3.6 Esquema 2-opt*..... | 27 |
| Figura 3.7 Esquema de Relocalización | 27 |
| Figura 3.8 Esquema Exchange | 28 |
| Figura 3.9 Esquema Cross-Exchange..... | 28 |
| Figura 3.10 Operador de transferencia cíclica..... | 29 |
| Figura 3.11 Procedimiento de Agrupación Jerárquica..... | 31 |
| Figura 3.12 Algoritmo ACS con Aprendizaje por Niveles | 33 |

ÍNDICE DE TABLAS

Página

| | |
|--|----|
| Tabla 2.1 Promedio de vehículos en las soluciones obtenidas por el ACS-ARH y los diez mejores métodos conocidos para VRPTW..... | 16 |
| Tabla 2.2 Promedio de tiempo de viaje en las soluciones obtenidas por el ACS-ARH y los diez mejores métodos conocidos para VRPTW..... | 17 |
| Tabla 4.1 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo C..... | 36 |
| Tabla 4.2 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo R..... | 36 |
| Tabla 4.3 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo RC | 36 |
| Tabla 4.4 Cuenta acumulada de los resultados individuales | 37 |
| Tabla 4.5 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo C..... | 38 |
| Tabla 4.6 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo R..... | 38 |
| Tabla 4.7 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo RC | 38 |
| Tabla 4.8 Cuenta acumulada de los resultados en pares de los algoritmos | 39 |
| Tabla 4.9 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo C.. | 40 |
| Tabla 4.10 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo R | 40 |
| Tabla 4.11 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo RC | 40 |
| Tabla 4.12 Cuenta acumulada de los resultados de las estrategias en conjunto | 41 |

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En este capítulo se muestra un panorama general del problema a abordar, se describen los antecedentes, el problema de investigación, las razones que originaron la investigación, los objetivos de la misma, además de mostrar la organización de este documento.

1.1 Antecedentes

La programación y enrutado de vehículos es un problema en el cual los clientes necesitan ser abastecidos por sus distribuidores con eficiencia.

El transporte representa de un 5% a un 20% del costo total añadido al valor de los bienes transportados según [Toth 2001], por lo tanto es necesario realizar un análisis para obtener la mejor planificación.

El problema de Enrutado de Vehículos (*VRP, Vehicle Routing Problem*), tiene sus orígenes en el Problema del Envío de Camiones (*The Truck Dispatching Problem*) [Dantzing, 1959] y consiste en determinar las rutas óptimas para satisfacer las demandas de los clientes, dichas rutas deben comenzar y terminar en el centro de embarque, además cada camión está asociado a una ruta, por lo que también se persigue minimizar la cantidad de vehículos utilizados.

Se sigue una línea de investigación iniciada en [Herrera, 2006], en dicha investigación se desarrolla un método de solución para el problema de enrutado y distribución de productos en una empresa objeto de estudio.

Este método es eficiente en el ambiente real y flexible al ser capaz de resolver situaciones en las que cualquier subconjunto de los elementos y restricciones del problema general se ven implicados.

1.2 Descripción del Problema de Investigación

En el presente trabajo se aborda el problema de la programación y enrutado de vehículos, el cual se conforma de los diferentes factores mostrados a continuación:

- a) Centros de embarque, los cuales tienen asociado:
 - Un horario de trabajo.
 - Una flotilla de unidades móviles de diversos tipos y con distintas posibilidades de carga.
- b) Clientes o puntos de visita que poseen:
 - Demandas de producto a los centros de embarque.
 - Tiempo de servicio dependiente del tipo de vehículo.
 - Múltiples horarios de atención para los vehículos repartidores.
 - Restricciones de capacidad de atención por cantidad y tipo de unidad.
- c) Caminos que conectan clientes y centros de embarque con un costo de viaje asociado.

La problemática se centra en obtener una mejor configuración para la asignación de rutas y horarios, con un menor número de vehículos empleados y de tiempo de transporte, tomando como base el solucionador desarrollado en la tesis de [Herrera, 2006].

Dados todos los elementos mencionados, se persigue una configuración de rutas y horarios que cumpla dos objetivos de optimización con preferencia jerárquica:

- Minimizar el número de vehículos empleados.
- Reducir el tiempo total de viaje requerido.

1.3 Justificación

El Sistema de Transportación desarrollado en [Herrera 2006], tiene el objetivo de ayudar a una empresa real en la optimización del proceso de distribución de productos, esto mediante un método integral basado en heurísticas, conformado por un Sistema de Colonia de Hormigas (*ACS, Ant Colony System*), que resuelve el problema de enrutado de vehículos con ventanas de tiempo (*VRPTW, Vehicle Routing Problem with Time Windows*).

Este método permite encontrar una configuración adecuada de rutas y cargas de vehículos repartidores, detalle de horarios de salida y arribo de los mismos.

Sin embargo, debido al desempeño mostrado por el ACS desarrollado en [Herrera, 2006], se hace necesario un análisis sobre las configuraciones del mismo, así como la aplicación de un modelado de las soluciones obtenidas por el ACS, con el fin de disminuir los vehículos y la distancia recorrida.

Se espera posicionar el algoritmo ACS en un nivel de competitividad igual o superior a los presentados actualmente por la comunidad científica.

Un mejor desempeño en el problema VRPTW podría incrementar el desempeño del Sistema de Transportación y de otros sistemas que contengan esta variante.

1.4 Delimitación

El solucionador desarrollado en [Herrera, 2006], consta de dos etapas o fases, ofreciendo un alto grado de flexibilidad y modularidad.

La primera etapa: Asignación de Rutas y Horarios, define los recorridos a realizar por cada uno de los vehículos repartidores y construye sus horarios, el motor de dicha fase es el algoritmo heurístico no-determinista Sistema de Colonia de Hormigas (ACS, Ant Colony System).

La segunda etapa: Asignación de Cargas, distribuye y asigna los diferentes productos a transportar en cada uno de los vehículos con base en los clientes que serán visitados en una misma ruta, el algoritmo que lleva a cabo tal proceso es un heurístico determinista denominado DiPro (Distribución de Productos).

La figura 1.1 muestra el esquema de solución empleado. El ACS de la etapa de Asignación de Rutas y Horarios se conforma por un ACS básico y tres elementos más que extienden las capacidades de dicho algoritmo: una lista restringida autoadaptativa, una búsqueda inicial y una búsqueda local.

Por su parte el algoritmo DiPro se constituye por tres módulos básicos y uno optativo que intervienen en diferentes tiempos: módulo de construcción, módulo de asignación, módulo de balanceo y módulo de relleno.

El alcance de esta investigación se acota únicamente a la solución de la asignación de rutas y horarios (Vehicle Routing Problem with Time Windows), por lo cual se trabajará con los componentes que conforman al ACS (recuadro punteado en la Figura 1.1).

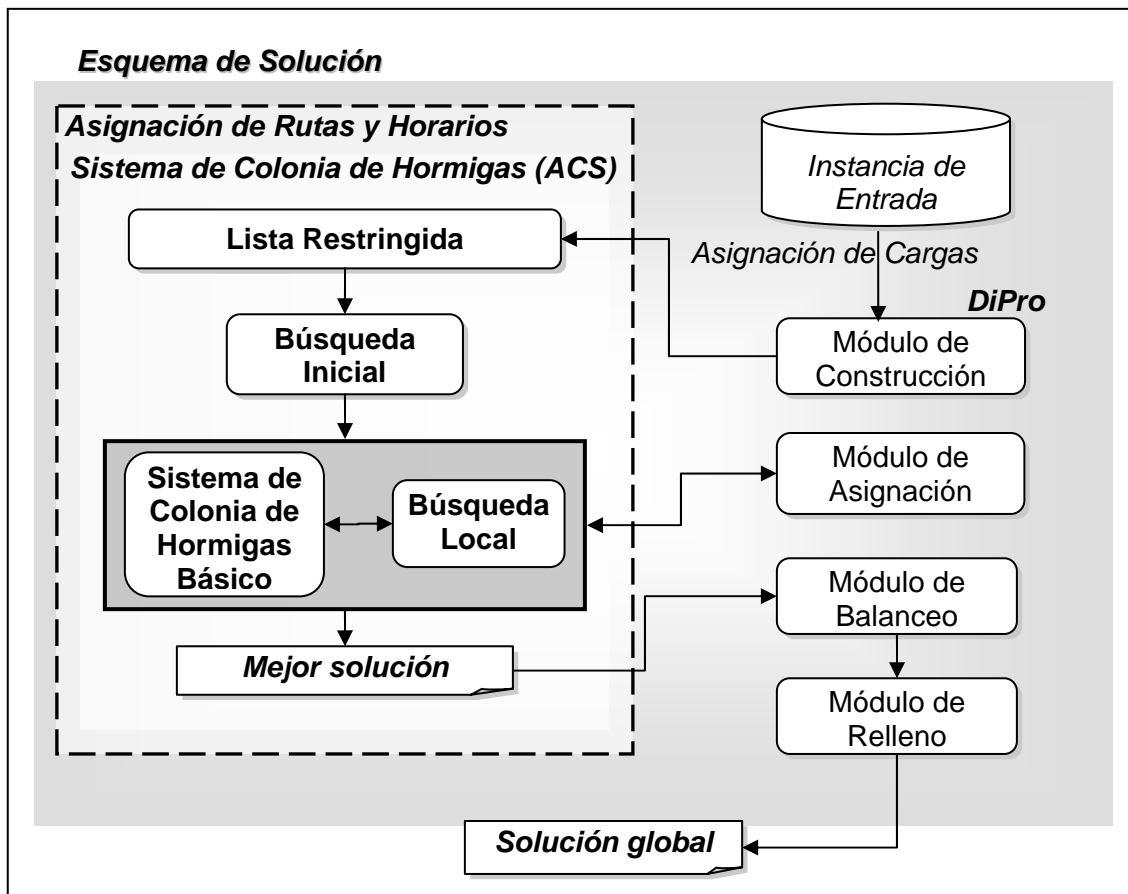


Figura 1.1 Esquema de Solución

1.5 Objetivos

Objetivo General

Implementar y probar una estrategia de mejora para un Sistema de Colonia de Hormigas, aplicado al problema de enrutado de vehículos con ventanas de tiempo, con un desempeño competitivo con los del estado del arte.

Objetivos Particulares

- Realizar un estudio de las aportaciones de las estrategias empleadas en el ACS.

- Desarrollar una nueva estrategia para solucionar el VRPTW aplicando el ACS.
- Incorporar la estrategia propuesta al Sistema de Transportación.

1.6 Alcances y Limitaciones

El alcance de esta investigación es obtener un resultado competitivo con el estado del arte al problema VRPTW utilizando las instancias de Solomon, que es un conjunto de casos muy reconocido por la comunidad científica (Ver sección 4.2). Para ello, se plantea la modificación del ACS que conforma al Sistema de Transportación.

1.7 Organización del Documento

El presente documento se encuentra organizado de la siguiente forma, en el Capítulo 2, se enuncian los conceptos y antecedentes involucrados en el problema de investigación, así como el estado del arte científico sobre la solución del problema VRPTW. En el Capítulo 3, se describen los diferentes enfoques de solución aplicados al ACS, así como la propuesta de solución de esta investigación. El Capítulo 4, detalla las experimentaciones de las estrategias descritas en el Capítulo 3. Por último, el Capítulo 5 resume los resultados finales y las conclusiones obtenidas del trabajo de investigación.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se definen los conceptos necesarios para el buen entendimiento de este trabajo de investigación, como son: la definición del problema, sus variantes, los diferentes enfoques aplicados al Ant system (Sistema de Hormigas), incluyendo además los trabajos relacionados con el problema de investigación.

2.1 El Problema de Enrutado de Vehículos (VRP)

La programación y enrutado de vehículos es de gran interés para la comunidad científica debido a los beneficios que aportaría el encontrar una solución óptima, a pesar de la complejidad que esta tarea involucra.

El Problema del Enrutado de Vehículos (VRP, Vehicle Routing Problem), es el nombre bajo el cual se encuentra comprendido un amplio conjunto de variantes y personalizaciones; en las que debe determinarse un conjunto de rutas, visitando ciudades o clientes geográficamente dispersos por una flotilla de vehículos (asociada a uno o más centros de embarque), ver Figura 2.1.

El objetivo primordial del VRP, como lo planteó [Dantzing, 1959] es satisfacer las demandas conocidas de los clientes mediante uno o varios circuitos que inician y terminan en el centro de embarque. Como cada camión es asociado a una ruta o circuito, se persigue minimizar la cantidad de vehículos empleados.

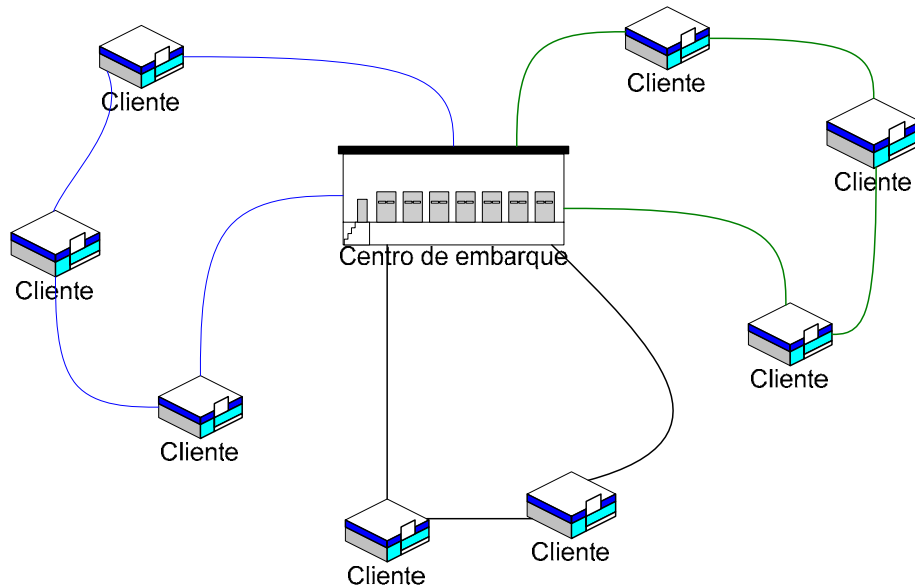


Figura 2.1 Ejemplo gráfico de VRP

2.1.1 Definición Formal

El VRP se compone por un centro de embarque, una flotilla de m vehículos disponibles y un conjunto de n clientes a visitar, los cuales se relacionan geográficamente mediante un grafo $G(V, E)$, donde:

- $V = \{v_0, v_1, v_2, \dots, v_n\}$ es el conjunto de vértices v_i , tal que $v_i \in (V - \{v_0\})$ representa los clientes y v_0 el centro de embarque.
 - Todo cliente tiene una demanda q_i a satisfacer por el centro de embarque.
- $E = \{(v_i, v_j) \mid v_i, v_j \in V \text{ donde } i \neq j\}$ es el conjunto de arcos.
 - Cada arco tiene asociado un valor c_{ij} que representa el costo de transporte de v_i a v_j .

El objetivo de VRP es determinar un conjunto de rutas R de costo total mínimo, que inician y terminan en el centro de embarque, donde cada vértice $v_i \in (V - \{v_0\})$ es visitado sólo una vez y el costo de cada ruta debe ser menor o igual a $U \in \mathfrak{R}^+$, un

umbral definido en términos de costo de transporte. El objetivo primordial es obtener una configuración con la mínima cantidad de vehículos que satisfagan las demandas de todos los clientes.

2.1.2 Variantes del VRP

Debido al alto nivel de relajación con que cuenta la definición original de VRP, se han desarrollado a lo largo del tiempo diversas variantes de este problema, cada una de las cuales propone una restricción adicional al planteamiento, incrementando al mismo tiempo tanto la dificultad como la cercanía con un modelo de la realidad. En seguida se presentan las variantes más comunes que se encuentran en la literatura¹.

VRP Capacitado

(CVRP, Capacitated VRP). Es la variante del VRP más común que existe y se encuentra incluida en todas las extensiones más complejas. De acuerdo a [Shaw, 1998; Blasum, 2002; Ralphs, 2003] el CVRP posee un número de vehículos con capacidad de carga limitada, ésta no debe ser excedida en la ruta asignada. El objetivo es encontrar un conjunto de rutas tal que minimice el número de unidades empleadas.

VRP con Ventanas de Tiempo

(VRPTW, VRP with Time Windows). Con base en [Jong, 1996; Shaw, 1998; Gambardella, 1999; Dorronsoro, 2005] la descripción del VRPTW es similar al CVRP, la diferencia es que adiciona ventanas de tiempo en los clientes (lapsos de tiempo dentro de los cuales sólo se atiende a los vehículos) y en el centro de embarque. El problema es multiobjetivo y se manipula de manera jerárquica minimizándose: 1) el número de vehículos utilizados y 2) el tiempo total de viaje necesario para proveer a todos los clientes.

¹ Se refiere a [Rangel, 2005] para una revisión más extensa en cuanto a número de variantes.

VRP con Múltiples Ventanas de Tiempo

(VRPMTW, VRP with Multiple Time Windows). Estudiada en [Jong, 1996], esta variante se considera una generalización del VRPTW, pues amplía su definición al uso de diferentes ventanas de tiempo por cliente. En situaciones reales estas ventanas de tiempo variadas se pueden interpretar como los diferentes turnos de trabajo de los clientes.

VRP con Múltiples Centros de Embarque

(MDVRP, Multiple Depots VRP). El MDVRP de [Mingozi, 2003; Jin, 2004] plantea un conjunto de centros de embarque cada uno con una flotilla de vehículos propia a través de los cuales se satisfacen las demandas de los clientes. Si los clientes están agrupados en los centros de embarque (es decir, un conjunto específico de clientes es asociado a un centro de embarque determinado) se considera cada grupo como un problema VRP independiente y se resuelve como tal. Por otro lado si los clientes y centros de embarque se encuentran entremezclados entonces se tiene un caso de MDVRP. El objetivo es minimizar la flotilla de vehículos empleada y la suma del tiempo de viaje, satisfaciendo las demandas de todos los clientes para los distintos centros de embarque.

VRP con Partición y Entrega

(SDVRP, Split Delivery VRP). [Archetti, 2001; Dorransoro, 2005] consideran al SDVRP como una complicación del VRP, donde es permitido que un cliente sea servido por diferentes vehículos si esto reduce el costo general. Este enfoque es importante si el tamaño de las órdenes de los clientes es mayor a la capacidad de los vehículos. En [Dror, 1994] se concluyó que es aún más difícil obtener una solución óptima para el SDVRP que para el VRP clásico.

VRP Dependiente del Sitio

(sdVRP, site dependent VRP). [Thangiah, 2003; Pisinger, 2005] lo describen indicando que algunos clientes deben ser abastecidos sólo por un subconjunto de vehículos o centros de embarque previamente especificados. Esta dependencia en ciertos casos se debe a que las condiciones geográficas de los clientes no permiten que toda la flotilla disponible de un almacén pueda ser empleada para cubrir sus pedidos o bien, que los clientes sólo puedan recibir vehículos de hasta un tamaño específico por la capacidad de sus andenes.

VRP con Múltiple Uso de Vehículos

(VRPM, VRP with Multiple Use of Vehicles). A diferencia del VRP estándar donde los vehículos son usados una sola vez, en la extensión VRP estudiada en [Fleischmann, 1990; Taillard, 1996; Dorronsoro, 2005], las unidades de transporte pueden ser asignadas a tantas rutas como su tiempo de servicio les permita. El VRPM busca reducir el número de vehículos que son necesarios para cubrir las demandas y minimizar los costos totales.

VRP con Flotilla Heterogénea

(HVRP, Heterogeneous Fleet VRP). En [Gendreau, 1998; Taillard, 1999] se explica que en esta variante los clientes son atendidos por vehículos con propiedades diferentes, variando su capacidad y costo.

VRP con Capacidad Limitada

(CCVRP, Customer Capacity VRP). [Rangel, 2005] establece que tanto los clientes como los centros de embarque pueden tener una capacidad limitada para atender simultáneamente a los vehículos abastecedores de la demanda solicitada, esto es

producto de diferentes situaciones, como por ejemplo del número de andenes que poseen.

VRP con Demandas en los Centros de Embarque

(DDVRP, Depot Demand VRP). En [Rangel, 2005] se propone la posibilidad de que algunos centros de embarque puedan ser clientes de otros centros.

2.2 Optimización Basada en Hormigas

La Optimización basada en Colonia de hormigas (ACO, Ant Colony Optimization) se inspira en el comportamiento que rige a las hormigas para encontrar los caminos más cortos entre las fuentes de comida y el hormiguero. Todos los algoritmos ACO emplean:

- Información heurística, que mide la predilección por recorrer el camino comprendido entre v_r y v_s (se denota por η_{rs}).
- Información de los rastros de feromona artificial (también llamada función de visibilidad), que mide la preferencia aprendida del movimiento de v_r a v_s , este conocimiento adquirido se modifica durante la ejecución del algoritmo dependiendo de las soluciones encontradas (se denota por τ_{rs}).

Puede concebirse el problema como un grafo, donde los nodos representan los diferentes puntos a visitar y las aristas los caminos que los unen.

Uno de los primeros algoritmos ACO desarrollados fue el Sistema de Hormigas (AS, Ant System), sin embargo para el presente trabajo se emplea una evolución del AS, el Sistema de Colonia de Hormigas (Figura 2.2), en el cual las hormigas construyen incrementalmente una solución, moviéndose en forma simultanea y de manera

asíncrona a través de los estados adyacentes del problema, dicho movimiento es dirigido por una regla de transición pseudoaleatoria.

```

Ant Colony System ( )
Inicializa estructuras
Hacer
    Para cada hormiga iniciar solución
    Hacer
        Para cada hormiga aplicar regla pseudo-
        aleatoria para construir la solución
        Actualización local de feromona( )
    Hasta  $\forall$  hormiga: solución es completada
    Actualización global de feromona( )
Hasta condición de paro
  
```

Figura 2.2 Algoritmo del Sistema de Colonia de Hormigas

En [Dorigo, 1991], se introduce por primera vez el concepto de Optimización basada en Hormigas, el cual está inspirado en el funcionamiento de las hormigas reales, las cuales encuentran el camino de su hormiguero a la comida por medio de rastros de feromona, crearon Ant System, el cual está conformado por tres algoritmos llamados Ant-density, Ant-quantity y Ant-cycle, en los dos primeros la actualización de los rastros de feromona se realiza a cada paso de la hormiga, mientras en el último, se realiza después de un ciclo completo del algoritmo de la hormiga. Evaluaron su enfoque en el Problema TSP (Traveling Salesman Problem), obteniendo buenos resultados, asegurando que su nueva heurística puede ser extendida a una amplia clase de problemas.

Un año después en [Coloni, 1992], se realizó un estudio del comportamiento de los algoritmos Ant System, buscando la configuración correcta de parámetros para el problema TSP, concluyendo que el parámetro más importante es β (parámetro que mide la importancia relativa de la información heurística), además de reafirmar que el número de hormigas óptimo equivale al número de nodos con los que cuenta el problema.

En [Colorni, 1992b], se realizó un estudio sobre las propiedades del Ant System, específicamente sobre el algoritmo Ant-cycle, se realizó una distribución uniforme inicial de las hormigas sobre las ciudades y una distribución aleatoria, los resultados mostraron que existen pequeñas diferencias entre las dos elecciones, aunque la distribución aleatoria obtuvo resultados ligeramente mejores.

Más adelante, en [Gambardella, 1995] proponen un algoritmo basado en Q-Learning llamado Ant-Q, para resolver el problema TSP y ATSP (Asymmetric Traveling Salesman Problema) obteniendo buenos resultados, dicho algoritmo utiliza una tabla de valores Q, que es equivalente a la tabla de valores Q-Learning, la cual indica qué tan bueno es realizar un movimiento a una ciudad s estando en r . Se emplea una regla para elegir la siguiente ciudad a visitar y un reforzamiento retardado aplicado a la tabla de valores Q utilizando el mejor tour construido por la hormiga.

En [Dorigo, 1996] se presenta una nueva mejora del Ant System, llamada Ant Colony System (ACS), cuyas principales diferencias con su antecesor son: 1) se modifica la regla de transición de estados de tal manera que proporciona una manera directa de balance entre la exploración de nuevos arcos y la explotación a priori del conocimiento acumulado del problema, 2) la regla de actualización global es aplicada sólo a los arcos que pertenecen al mejor tour de la hormiga y 3) mientras que las hormigas construyen una solución, es aplicada una regla de actualización local de la feromona. Este nuevo algoritmo, al igual que los anteriores, se aplicó al problema TSP y ATSP agregando también una búsqueda local utilizando el esquema 3-opt.

[Stützle, 1996] proponen una nueva variante del AS, llamada Max-Min Ant System (MMAS), las principales diferencias entre AS y MMAS son: 1) la regla de actualización, la cual fue modificada de tal manera que para realizar dicha actualización se pueda escoger entre el mejor tour construido por la hormiga en la iteración y la mejor solución encontrada durante la corrida del algoritmo favoreciendo con esto a una mayor exploración, 2) se estableció un límite superior e inferior para el

rastros de feromona de tal manera que no se escojan siempre las mismas ciudades evitando así que el algoritmo caiga en un estancamiento y 3) se inicializaron los rastros de feromona con el límite superior permitido para que conforme avance el procedimiento sólo aquellos arcos que sean *buenos* aumente su rastro de feromona y las hormigas raramente escojan arcos *malos* para construir su recorrido.

Por ultimo en [Bullnheimer, 1997b] se propone un Ant System con jerarquías llamado AS_{rank} , que consiste en ordenar las hormigas (una vez que todas han terminado de construir su solución) de acuerdo a la longitud de su recorrido, y pesar la contribución de la hormiga al nivel de actualización del rastro de feromona de acuerdo a un rango μ de la hormiga, de tal manera que solo las ω mejores hormigas son consideradas, de esta manera se evita el peligro de sobreenfatizar los rastros de feromona causados por algunas hormigas que utilizan caminos subóptimos, esta nueva variante también se probó sobre TSP.

2.3 Trabajos Relacionados con la Variante VRPTW

El problema VRPTW ha sido ampliamente estudiado por la comunidad científica debido a la importancia que tiene como un problema de aplicación, en esta sección se muestra el posicionamiento del algoritmo desarrollado en [Herrera, 2006] (denominado ACS-ARH) dentro de la comunidad científica.

Las Tablas 2.1 y 2.2 muestra una comparación del ACS-ARH contra los diez mejores métodos conocidos hasta el momento para VRPTW, donde se provee una columna para el promedio de vehículos usados o tiempo de viaje según corresponda por cada tipo de instancia, la columna final en cada tabla muestra la cuenta acumulada del conjunto total de instancias. Los métodos considerados son:

- Búsqueda Local Híbrida de [Bent, 2001],
- Genético Híbrido y Paralelo de [Berger, 2001],

- Heurístico determinista de Búsqueda Variable en el Vecindario de [Bräysy, 2001],
- Búsqueda Tabú Unificada de [Cordeau, 2001],
- Sistema de Colonia de Hormigas Multiobjetivo de [Gambardella, 1999],
- Algoritmo Genético de [Hombberger, 1999],
- Búsqueda por Entornos Variables de [Pisinger, 2005],
- Búsqueda Tabú de [Rochat, 1995],
- Heurística Híbrida de [Rousseau, 2000],
- Búsqueda Tabú de [Taillard, 1997]

Los resultados de ambas tablas se encuentran ordenados por el valor de su cuenta acumulada.

Tabla 2.1 Promedio de vehículos en las soluciones obtenidas por el ACS-ARH y los diez mejores métodos conocidos para VRPTW.

| Algoritmo | Comportamiento Promedio | | | | | | Cuenta Acumulada |
|------------------------|-------------------------|-------------|--------------|-------------|--------------|-------------|------------------|
| | R1 | R2 | C1 | C2 | RC1 | RC2 | |
| [Bent, 2001] | 11.92 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.50 | 3.25 | 405 |
| [Bräysy, 2001] | 11.92 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.50 | 3.25 | 405 |
| [Pisinger, 2005] | 11.92 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.50 | 3.25 | 405 |
| [Hombberger, 1999] | 11.92 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.63 | 3.25 | 406 |
| [Gambardella, 1999] | 12.00 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.63 | 3.25 | 407 |
| [Cordeau, 2001] | 12.08 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.50 | 3.25 | 407 |
| [Taillard, 1997] | 12.17 | 2.82 | 10.00 | 3.00 | 11.50 | 3.38 | 410 |
| [Berger, 2001] | 12.17 | 2.73 | 10.00 | 3.00 | 11.88 | 3.25 | 411 |
| [Rousseau, 2000] | 12.08 | 3.00 | 10.00 | 3.00 | 11.63 | 3.38 | 412 |
| [Rochat, 1995] | 12.25 | 2.91 | 10.00 | 3.00 | 11.88 | 3.38 | 415 |
| [Herrera, 2006] | 12.58 | 3.00 | 10.00 | 3.00 | 12.13 | 3.38 | 422 |

Tabla 2.2 Promedio de tiempo de viaje en las soluciones obtenidas por el ACS-ARH y los diez mejores métodos conocidos para VRPTW.

| Algoritmo | Comportamiento Promedio | | | | | | Cuenta Acumulada |
|------------------------|-------------------------|---------------|---------------|---------------|----------------|----------------|------------------|
| | R1 | R2 | C1 | C2 | RC1 | RC2 | |
| [Rousseau, 2000] | 1210.21 | 941.08 | 828.38 | 589.86 | 1382.78 | 1105.22 | 56,953 |
| [Rochat, 1995] | 1208.50 | 961.72 | 828.38 | 589.86 | 1377.39 | 1119.59 | 57,231 |
| [Pisinger, 2005] | 1212.39 | 957.72 | 828.38 | 589.86 | 1385.78 | 1123.49 | 57,332 |
| [Bent, 2001] | 1211.09 | 954.27 | 838.38 | 589.86 | 1384.16 | 1124.46 | 57,364 |
| [Herrera, 2006] | 1221.85 | 954.62 | 828.66 | 594.12 | 1383.40 | 1128.77 | 57,471 |
| [Taillard, 1997] | 1209.35 | 980.27 | 828.38 | 589.86 | 1389.22 | 1117.44 | 57,523 |
| [Gambardella, 1999] | 1217.73 | 967.75 | 828.40 | 589.86 | 1382.42 | 1129.19 | 57,525 |
| [Cordeau, 2001] | 1210.14 | 969.57 | 828.38 | 589.86 | 1389.78 | 1134.52 | 57,556 |
| [Bräysy, 2001] | 1222.00 | 975.12 | 828.40 | 589.86 | 1390.00 | 1128.38 | 57,710 |
| [Homburger, 1999] | 1228.06 | 969.95 | 828.38 | 589.86 | 1392.57 | 1144.43 | 57,876 |
| [Berger, 2001] | 1251.40 | 1056.59 | 828.50 | 590.06 | 1414.86 | 1258.15 | 57,925 |

Como se puede observar, no se puede asegurar que exista un algoritmo dominante sobre todos los tipos de casos y sobre los dos objetivos del VRPTW (minimizar el número de vehículos y minimizar la distancia recorrida).

El algoritmo desarrollado en [Herrera, 2006], se posiciona en el lugar número once en cuanto a la cuenta acumulada del número de vehículos utilizados y en el quinto lugar con respecto al tiempo de viaje. Debido a lo anterior se puede concluir que dicho algoritmo cuenta con un buen desempeño, sin embargo, la diferencia de lugares entre las dos tablas sugiere el mejoramiento del algoritmo, con el fin de obtener un mejor desempeño tanto en el número de vehículos como en la distancia recorrida, haciendo énfasis en el primero.

Cabe mencionar que el Solucionador en la parte que corresponde a las necesidades de la empresa, resuelve diversas variantes de VRP (Rich VRP) por lo que debe ser manejado de manera estructurada para no complicar el entendimiento del algoritmo. Por esto último, se debe contemplar un análisis de trabajos relacionados con el modelado de las soluciones y las restricciones con que cuenta el problema.

En [Irnich, 2006] se presenta un nuevo modelado unificado y un marco de solución heurística para problemas de enrutado de vehículos con restricciones adicionales complejas. El trabajo está enfocado en capacidades de modelado fuertes así como procedimientos de solución eficientes para ser usado en gran variedad de metaheurísticas.

Desde el punto de vista del modelado, el marco de trabajo cubre una variedad de tipos de VRP estándar con restricciones clásicas como; capacidad, distancia, tamaño de la ruta, ventanas de tiempo, restricciones de apareamiento y precedencia, además de “rich” VRPs no estándar. Primero, el marco de trabajo introduce dos técnicas genéricas para la exploración eficiente de vecindades de intercambio de arcos y nodos.

Por otra parte en [Funke, 2006] se provee una revisión de vecindades de búsqueda local clásicas y modernas para problemas de enrutado de vehículos y calendarización (VRSP). Intenta dar una clasificación y análisis de diferentes estructuras de vecindades. El análisis está basado en una representación formal de las soluciones de los problemas VRSP dada por el modelo unificado de tour gigante.

El objetivo es alcanzar un óptimo local tan rápido como sea posible. El análisis muestra que las propiedades de las transformaciones utilizadas para obtener soluciones vecinas y las restricciones de los problemas VRSP influyen en la elección de una técnica de búsqueda apropiada.

2.4 Distributed Q-Learning (DQL)

Por último en [Mariano, 2001] se presenta un nuevo algoritmo llamado DQL, el cual es muy similar al algoritmo Ant-Q de [Gambardella, 1995].

Las principales diferencias entre Ant-Q y DQL son: 1) DQL no usa ninguna heurística dependiente del dominio y consecuentemente no requiere parámetros adicionales, 2)

DQL actualiza los valores Q solamente una vez con la mejor solución encontrada por todos los agentes 3) DQL permite más exploración y promueve una mejor explotación.

En este algoritmo (Figura 2.3) todos los agentes tienen acceso a una copia temporal de las funciones de evaluación del par estado-acción (s, a). Cada vez que un agente tiene que tomar una decisión observa la copia de los valores Q, llamada Q_c y decide con base en ella, para después actualizar la copia de los valores estado-acción (Q_c).

El procedimiento es similar al utilizado por Ant-Q, solo que DQL realiza las actualizaciones sobre las copias de los valores Q, de esta manera los agentes actualizan y comparten sus valores comunes Q_c y una vez que todos los agentes han encontrado una solución, esta copia es desechada y los valores originales Q son recompensados utilizando solo la mejor solución obtenida por el agente.

Todos los agentes interactúan sobre el mismo ambiente y tienen acceso a los mismos valores Q y Q_c , estas copias son utilizadas como una guía para que los agentes puedan observar qué estados son más promisorios.

DQL permite una mayor exploración y una mejor explotación ya que sólo las mejores acciones son recompensadas.

El algoritmo DQL fue comparado contra Ant-Q y Q-Learning, resolviendo el problema TSP. Los resultados obtenidos por [Mariano, 2001] muestran que DQL tiene una rápida convergencia con respecto a los otros dos algoritmos, además no necesita la configuración de parámetros extras.

```

DQL ( )
Inicializa  $Q(s,a)$  arbitrariamente
Repeat (por  $n$  episodios)
  Inicializa  $s$ , copia  $Q(s,a)$  a  $Q_c(s,a)$ 
  Repeat (para cada paso del episodio)
    Repeat (para  $m$  agentes)
      Realizar la acción  $a$ , observar  $r, s'$ 
       $Q_c(s,a) \leftarrow Q_c(s,a) + \alpha[\gamma \max_{a'} Q_c(s',a') - Q_c(s,a)]$ 
       $s \leftarrow s'$ 
    Until  $s$  es terminal
  Evaluar las  $m$  soluciones propuestas
  Asignar la recompensa a la mejor solución
  encontrada y actualizar los valores  $Q$ :
   $Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)]$ 

```

Figura 2.3 Algoritmo DQL

CAPÍTULO 3

PROPUESTA DE SOLUCIÓN

Este capítulo aborda los diferentes enfoques de solución aplicados al Ant Colony System (Sistema de Colonia de Hormigas), así como sus respectivos algoritmos, además de la solución propuesta en esta investigación.

3.1 Enfoques de Solución

Existen diferentes estrategias que pueden ser agregadas al algoritmo Ant Colony System, con el fin de incrementar su eficiencia en el problema a resolver, es este caso, el Solucionador desarrollado en [Herrera, 2006] hace uso de; una búsqueda local, consistente en un operador que trabaja sobre una ruta (3-opt) y un operador que trabaja sobre dos rutas (cross-exchange); una lista de candidatos restringida y una función de selección del siguiente nodo a visitar por la hormiga.

Debido a lo anterior, analizamos cada uno de estos componentes con el fin de observar su aportación en el problema a abordar, además de experimentar con nuestra propuesta de solución.

3.2 Ant Colony System

La metodología de solución consiste en medir la contribución de cada una de las partes que conforman el ACS del Sistema de Transportación (Figura 1.1), por lo que como primer paso se describe el ACS utilizado.

Para la solución del problema VRPTW se utilizó el algoritmo (Figura 3.1) descrito por [Dorigo, 1996].

```
Ant Colony System ( )  
// Fase de Inicialización  
Inicializar tabla de feromona  
Asignar una ciudad inicial a cada una de las hormigas  
// Fase de construcción de recorridos  
For la ciudad 1 until n  
    if no es la ciudad final  
        For each hormiga elegir la siguiente ciudad  
        de acuerdo a la regla pseudo-aleatoria  
    else  
        Regresar a las hormigas a la ciudad de inicio  
        del recorrido  
        Actualización local de feromona ( )  
// Fase de actualización global  
Calcular la longitud de los recorridos de las hormigas  
Actualización global de feromona ( )  
if condición de paro  
    Imprimir solución  
else  
    Ir a la Fase de construcción
```

Figura 3.1 Algoritmo ACS para TSP

En la sección 2.2 se describió brevemente las tres principales diferencias entre este algoritmo (Figura 3.1) y su antecesor, a continuación se profundizará en estas diferencias.

3.2.1 Regla de Transición

La regla de transición también llamada regla proporcional pseudoaleatoria establece que sea k una hormiga situada en el nodo v_r , $q_0 \in [0,1]$ un parámetro de equilibrio entre los enfoques constructivos y q un valor aleatorio en $[0,1]$, el siguiente nodo s se elige aleatoriamente mediante las siguientes expresiones:

Si $q \leq q_0$

$$s = \arg \max_{s \in N_k(r)} \{ \tau_{rs} \eta_{rs}^\beta \} \quad \text{Si } s \in N_k(r)$$

Si no

$s = f(p_{rs}^x)$ donde f es una función de selección aleatoria

$$p_{rs}^x = \begin{cases} \frac{\tau_{rs} \eta_{rs}^\beta}{\sum_{s \in N_k(r)} \tau_{rs} \eta_{rs}^\beta} & \text{Si } s \in N_k(r) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

donde β es un parámetro que determina la importancia relativa de la información heurística y $N_k(r)$ es el conjunto de nodos disponibles.

Cuando $q \leq q_0$ se explota el conocimiento disponible, eligiendo la mejor opción con respecto a la información heurística y los rastros de feromona, si $q > q_0$ entonces se aplica una exploración controlada a través de una distribución de probabilidad.

La regla establece un equilibrio entre la exploración de nuevas conexiones y la explotación de la información disponible en ese momento.

3.2.2 Regla de Actualización Global

Otra de las diferencias importantes de este algoritmo, es la realización de una actualización global de feromona fuera de línea aplicada solamente a la mejor

solución obtenida por la hormiga. Para llevar a cabo la actualización, primero se evaporan los rastros de feromona en todas las aristas utilizadas por la mejor hormiga y se añade un valor determinado por la efectividad de la solución encontrada. En cierto sentido esto es parecido a un esquema de aprendizaje reforzado [Barto, 1981]:

$$\tau_{rs} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{rs} + \rho\Delta\tau_{rs}$$

donde $\rho \in [0,1]$ es la tasa de evaporación de la feromona.

El incremento en la actualización global ($\Delta\tau_{rs}$) es el inverso de la longitud de la solución global más corta generada por las hormigas.

3.2.3 Regla de Actualización Local

Las hormigas aplican una actualización en línea mientras escogen el siguiente nodo a visitar modificando los rastros de feromona aplicando la siguiente formula:

$$\tau_{rs} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{rs} + \rho\tau_0$$

El rastro de feromona (τ_0) empleado es el inverso del producto de la longitud de la solución global más corta generada y el número de nodos visitados.

El efecto de la actualización local es hacer que la “deseabilidad” de los arcos cambie dinámicamente, esto es, cada vez que una hormiga utilice un arco, éste se vuelve ligeramente menos deseable.

3.3 Búsqueda Local

A pesar de lo sofisticadas y aparentemente adecuadas que pueden resultar algunas metaheurísticas constructivas como el ACS, [Johnson, 1995] demuestra la efectividad de alternar una heurística de búsqueda local a partir de la última o mejor solución producida, en vez de ejecutar iterativamente sólo el método constructivo.

Tal tipo de mecanismos forman una clase general de heurísticas aproximadas o subóptimas, basadas en el concepto de mejora iterativa mediante la exploración de vecindades.

Además [Funke, 2006] menciona que la importancia de la búsqueda local recae en el hecho de que es el componente clave para encontrar soluciones de mejora dentro de casi todos las metaheurísticas para VRPs.

La generación de una solución vecina se logra a través de un esquema que cambia un atributo o combina características de la solución actual (Figura 3.2). La mayoría de los métodos de mejora aplicados al VRP, utilizan intercambio de ejes. En la siguiente sección se describen los más usuales.

```

Búsqueda Local ( )
  Crear solución factible  $s$ 
  Sea  $\kappa$  el esquema de vecindad
  Repeat
    Buscar en el vecindario,  $\kappa(s)$ 
    if se encuentra  $s'$  con  $f(s') < f(s)$  then
       $s \leftarrow s'$ 
    end if
  until no se encuentren soluciones  $s'$  factibles con
  menor costo

```

Figura 3.2 Procedimiento de Búsqueda Local

3.3.1 Operadores para una sola ruta

2-opt. Diseñado por [Croes, 1958]. Como muestra la Figura 3.3, intercambia los arcos $arc_{i,i+1}$ y $arc_{j,j+1}$ por $arc_{i,j}$ y $arc_{i+1,j+1}$, logrando una inversión en el orden de la secuencia de $\{i, i+1, \dots, j, j+1\}$ por $\{i, j, \dots, i+1, j+1\}$.

El 2-opt fue diseñado originalmente para el TSP, pues complica los casos asimétricos debido al cambio de sentido; su complejidad es de $O(n^2)$.

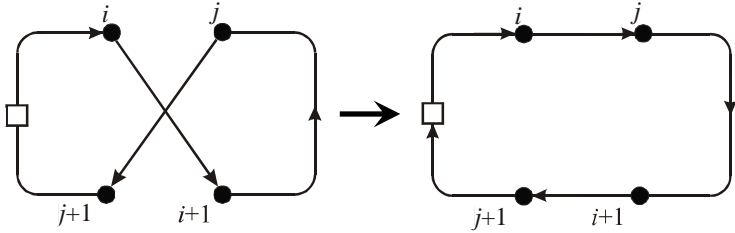


Figura 3.3 Esquema 2-opt

3-opt. Diseñado por [Bock, 1958]. Éste, a diferencia del anterior intercambia tres arcos, la Figura 3.4 bosqueja las 8 posibles alternativas en que las subsecuencias de nodos pueden ser reconectadas. El 3-opt fue concebido originalmente para el TSP; su complejidad es de $O(n^3)$.

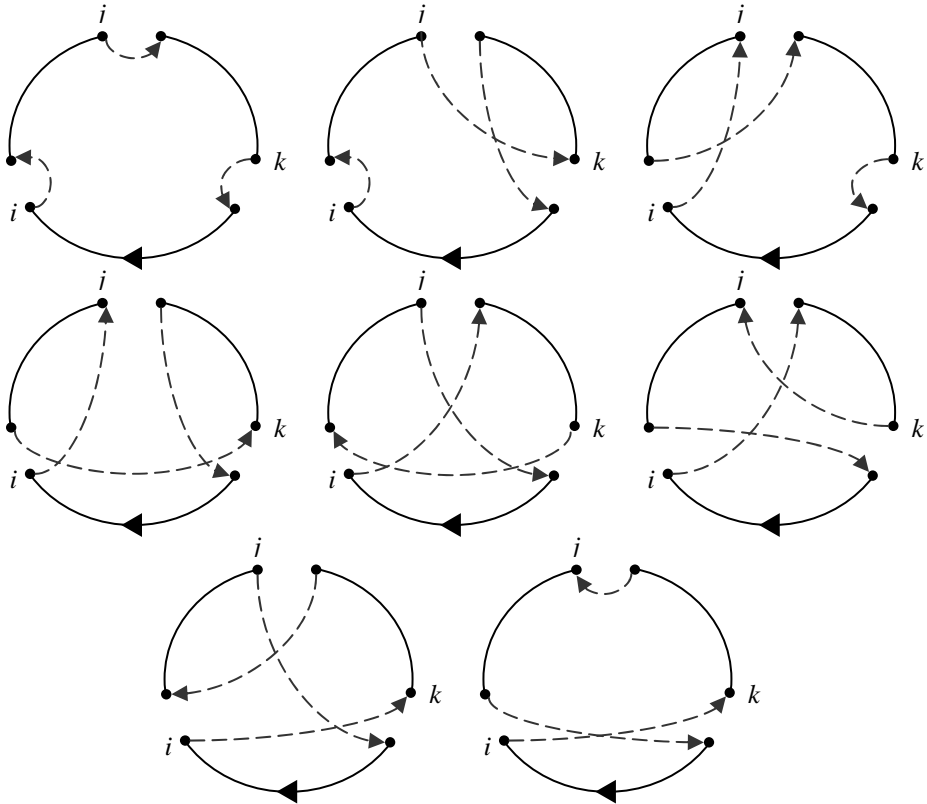


Figura 3.4 Esquema 3-opt

Or-opt. Diseñado por [Or, 1976]. El Or-opt permite repositonar un arco específico de un lugar de la secuencia hacia otro, sin afectar el sentido del recorrido como se muestra en la Figura 3.5. Este operador fue aplicado originalmente para el TSP.

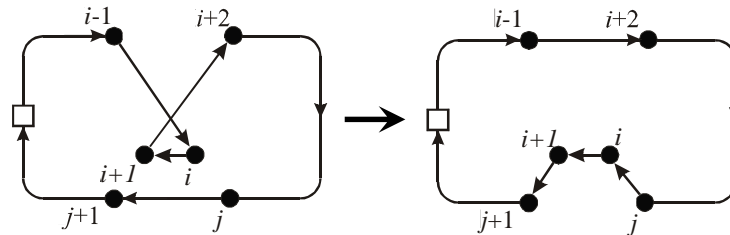


Figura 3.5 Esquema Or-opt

3.3.2 Operadores para dos rutas

2-opt*. Propuesto por [Potvin, 1995] interconecta dos rutas independientes, concatenando la primera sección de una con la parte posterior de la otra y viceversa (ver Figura 3.6).

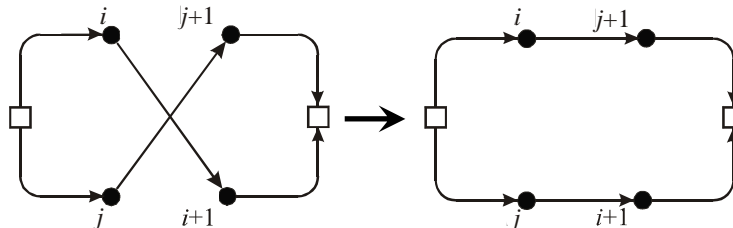


Figura 3.6 Esquema 2-opt*

El Operador de Relocalización creado por [Prosser, 1996] permite la reubicación de un nodo perteneciente a una ruta en otra (Figura 3.7).

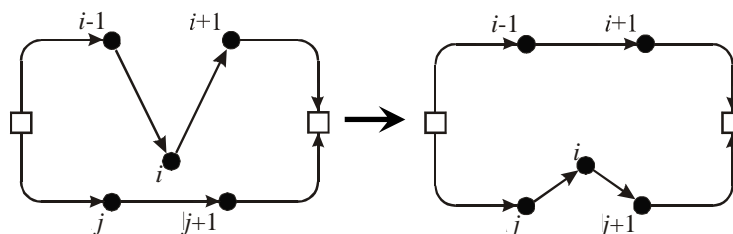


Figura 3.7 Esquema de Relocalización

El esquema Exchange descrito también en [Prosser, 1996] intercambia dos nodos, pertenecientes a diferentes rutas (ver Figura 3.8).

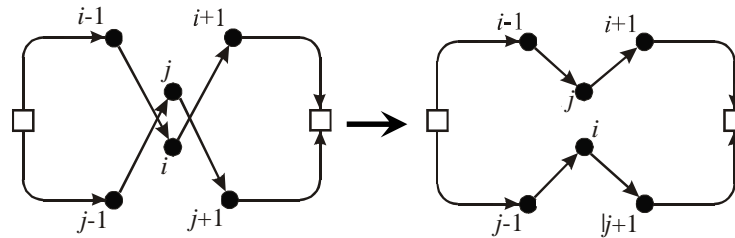


Figura 3.8 Esquema Exchange

El operador Cross-Exchange de [Taillard, 1997], posibilita el intercambio de subsegmentos entre dos rutas cualesquiera como se muestra en la Figura 3.9.

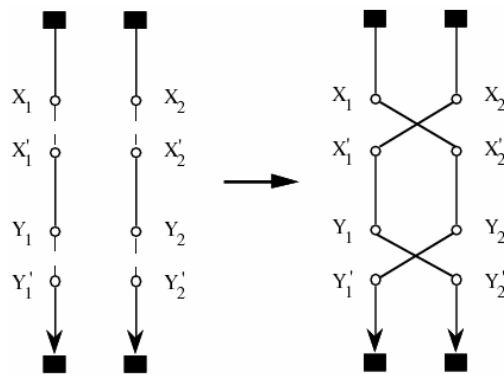


Figura 3.9 Esquema Cross-Exchange

El operador de Relocalización de Cadenas [Funke, 2006], consiste en remover un segmento (por ejemplo una cadena) de una ruta e insertarla en una ruta diferente. Es equivalente a aplicar el operador Or-opt a dos rutas. Si el tamaño de la cadena es limitado, entonces la vecindad Or-opt es cuadrática ($O(n^2)$).

Finalmente, [Thompson, 1993] propone un método basado en el concepto de transferencias de k ciclos que implica transferir simultáneamente k demandas de la ruta I^j a la ruta $I^{\delta(j)}$ para cada j y un entero fijo k .

El conjunto de rutas $\{I^r\}$, donde $r = 1, \dots, m$, constituye una solución factible y δ es una permutación cíclica de un subconjunto de $\{1, \dots, m\}$. En particular cuando δ tiene una cardinalidad fija C , obtenemos una k transferencia C cíclica.

Debido a la complejidad de la búsqueda en la vecindad de transferencia cíclica, ésta es realizada heurísticamente (Figura 3.10).

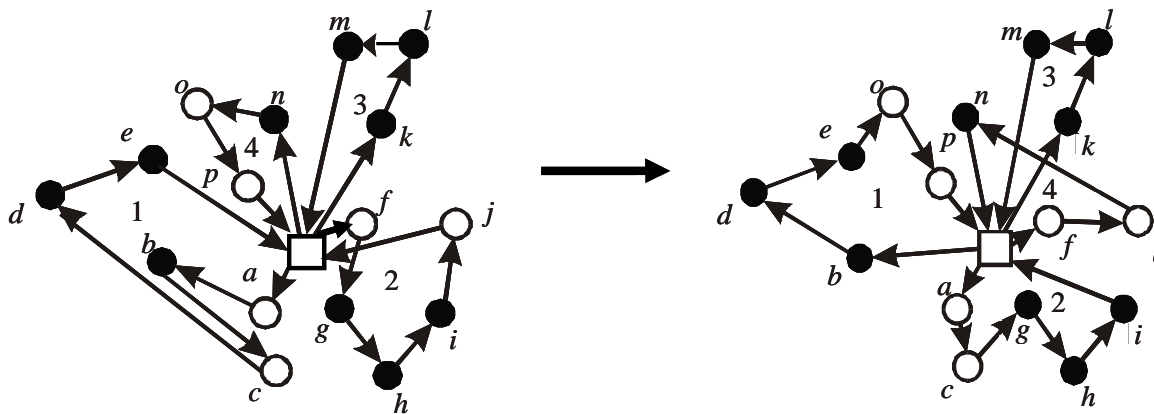


Figura 3.10 Operador de transferencia cíclica

3.4 Lista Restringida

En [Dorigo, 1996] se menciona que es una práctica común el uso de una lista de candidatos cuando las instancias con las que se va a trabajar son grandes.

Una lista restringida es una estructura que contiene los nodos preferidos a visitar, en este caso los más cercanos, de acuerdo a un parámetro para definir la cercanía. La lista restringida se formó utilizando un procedimiento de agrupación jerárquico.

Dicho procedimiento consiste en formar un mínimo árbol de expansión completa (MST, Minimum Spanning Tree) que incluya a todos los clientes y a los centros de

embarque de la instancia, se obtiene la media (μ), desviación estándar (σ), costo mínimo y máximo asociados a los caminos incluidos en el MST.

El porcentaje de variabilidad (θ) de los costos asociados a cada camino perteneciente al MST se calcula mediante la siguiente expresión que normaliza σ .

$$\theta = \frac{\sigma}{2 \cdot \left(\arg \max_{arc_{rs} \in MST} \{tc_{rs}\} - \arg \min_{arc_{rs} \in MST} \{tc_{rs}\} \right)}$$

donde tc_{rs} es el costo de viaje del nodo r al nodo s .

En caso de que $\theta < 0.1$, indica que el porcentaje de variabilidad alrededor de la media oscila en un 10% (valor sumamente bajo), por lo que la ubicación de los clientes en la instancia se aproxima a una distribución uniforme.

Por el contrario, un valor de $\theta \geq 0.1$ revela la posible existencia de regiones en el espacio con mayor densidad de clientes.

La definición de las regiones se realiza obedeciendo la regla de agrupación: Si $\theta \geq 0.1$ se prosigue con la formación de conglomerados mediante una agrupación jerárquica, de lo contrario, todos los clientes forman un solo conglomerado.

El valor inicial del umbral de aceptación es calculado mediante:

$$\omega = 2 \cdot \arg \min_{arc_{rs} \in MST} \{tc_{rs}\}$$

La Figura 3.11 muestra el proceso de agrupación jerárquica, donde h_i es un grupo cualquiera perteneciente al conjunto de conglomerados H y c_i es el nodo i , $c_i \in C$.

Una vez definida la pertenencia de cada cliente a un conglomerado, el valor de la información heurística es modificado con la siguiente regla de pertenencia:

Si $h_i \neq h_j \mid c_r \in h_i \wedge c_s \in h_j, h_i \in H, h_j \in H,$

$$\eta_{rs} = \eta_{rs} \cdot \frac{|H|}{|C|}$$

Agrupación Jerárquica ()

$|H| = |C|$

$\forall h_i \in H$ hacer $h_i = c_i \in C$

do

do

$\forall h_i, h_j \in H \mid i \neq j$ calcular la distancia de Mahalanobis con

$$dM(h_i, h_j) = \frac{d_{ij}}{N_i N_j}, \text{ donde } d_{ij} = \sum_{\substack{c_m \in h_i \\ c_l \in h_j}} d(c_m, c_l), \quad N_i = |h_i| \quad \text{Y} \quad N_j = |h_j|$$

if $dM(h_i, h_j) < \omega$ **then**

$h_i \leftarrow h_i \cup h_j$

end if

while haya cambios en H

$\omega = \omega \cdot (1 + \theta)$

while haya cambios en H

Figura 3.11 Procedimiento de Agrupación Jerárquica.

3.5 Función de Selección

Una vez que se tiene la lista de candidatos del nodo k , el siguiente nodo a elegir, se obtiene de acuerdo a un umbral de distancia, esto quiere decir que se elige un nodo que se encuentre a una distancia máxima l . Puede suceder que existan varios nodos cercanos al nodo k , entonces, la elección se realiza de forma aleatoria entre los nodos más cercanos, en este trabajo, se utilizó una función de selección del siguiente nodo, la cual consiste en elegir aquel que sea el más cercano al nodo k ,

siempre y cuando no viole restricciones del problema, tales como la capacidad de carga o las ventanas de tiempo.

De esta manera se asegura obtener una solución en las que los nodos que la conforman pertenezcan a una misma área.

3.6 Aprendizaje por Niveles

El algoritmo Distributed Q-Learning (DQL) es una mejora del algoritmo de aprendizaje reforzado Q-Learning, la principal similitud de DQL con el Ant Colony System es el hecho de que ambos utilizan una tabla de valores en la que se encuentra almacenada la experiencia obtenida.

En el caso de DQL es la tabla de valores Q la que se encarga de acumular la experiencia de los agentes, mientras que en el Ant Colony System es la tabla de feromona que almacena la información de las hormigas sobre que arcos son mejores en la construcción de la solución. Esta particularidad hace factible obtener los beneficios de la técnica de actualización de los valores Q de DQL aplicandola adecuadamente en el ACS.

Partiendo de todo lo anterior, se adaptó la estrategia de actualización de DQL al Ant Colony System, llamándola técnica de aprendizaje por niveles. Esta técnica posee dos niveles de conocimiento por parte del algoritmo.

El primer nivel de conocimiento equivale a los valores de la tabla de feromona originales que solo contienen información de las mejores soluciones obtenidas por las hormigas y que solo se modifican con la actualización global; mientras que el segundo equivale a la copia de la tabla, la cual contiene los valores locales de

feromona y sirve a las hormigas para guiarse en la búsqueda de mejores soluciones. Esta tabla es actualizada localmente por cada hormiga.

Esta estrategia permite acumular solamente la información de aquellas hormigas que obtuvieron la mejor solución en esa generación, evitando así recompensar con un mayor rastro de feromona a aquellos arcos que solo son buenos localmente.

Una vez aplicada esta estrategia el algoritmo ACS resultante es el siguiente:

```

Ant Colony System ( )
Inicializa estructuras
Hacer
    Para cada hormiga iniciar solución
    Hacer una copia de la tabla de feromona
    Hacer
        Para cada hormiga aplicar regla pseudo-
        aleatoria para construir solución
        Actualización local de feromona (copia)
    Hasta  $\forall$  hormiga: solución es completada
    Actualización global de feromona (original)
Hasta condición de paro
    
```

Figura 3.12 Algoritmo ACS con Aprendizaje por Niveles

CAPÍTULO 4

EXPERIMENTACIONES

En esta sección se muestran los experimentos realizados a los algoritmos descritos en la sección anterior, además se describe el conjunto de instancias utilizadas para su evaluación.

4.1 Instancias de Prueba

Para medir la contribución de cada uno de los algoritmos utilizados aplicados al problema VRPTW, se utilizó el conjunto de instancias de Solomon [Dorronsoro, 2006].

Dicho conjunto de instancias consiste de 56 casos de prueba agrupados en 6 conjuntos llamados C1, C2, R1, R2, RC1, RC2, cada grupo contiene 9, 8, 12, 11, 8 y 8 casos respectivamente, de 100 nodos cada uno.

La nomenclatura de los grupos corresponde a las características de los casos que la conforman; el grupo C tiene clientes agrupados en un área, el conjunto R tiene clientes distribuidos uniformemente sobre un área cuadrada, el grupo RC tiene una combinación de clientes distribuidos uniformemente y agrupados en áreas.

Los conjuntos de tipo 1 tienen ventanas de tiempo reducidas y poca capacidad en los vehículos, mientras que los del tipo 2 tienen ventanas de tiempo amplias y mayor capacidad en los vehículos. Por lo tanto, las soluciones de los problemas de tipo 2 tienen pocas rutas y mas clientes visitados por ruta [Dorronsoro, 2006].

La experimentación se realizó bajo las siguientes condiciones: parámetros del ACS: $q_0 = 0.65$, $\beta = 6$, $\rho = 0.1$, 15 generaciones de hormigas por colonia, y 100 hormigas por generación.

El algoritmo fue codificado en C# y se probó en una computadora con Procesador Xeon de doble núcleo 3.2GHz de velocidad, 3.87 Gb de RAM, bajo plataforma Windows Vista Business.

El número de hormigas se estableció en 100, debido a que [Gambardella, 1995] propone que se debe tener tantas hormigas como nodos tiene el problema, que en este caso constan de 100 nodos.

En cuanto al tiempo de ejecución, cada experimento tomó 30 minutos (1800 seg.) en el servidor anteriormente descrito.

4.2 Contribución Individual

Debido a que partimos del solucionador utilizado por [Herrera, 2006], como primer paso se analizó la contribución individual de cada uno de los algoritmos descritos en el Capítulo 3, esto con el fin de observar el comportamiento del ACS con cada uno de sus componentes.

En la Tabla 4.1 se reporta el promedio tanto de vehículos y de distancia utilizadas para satisfacer el conjunto de instancias de tipo C utilizando el Ant Colony System (ACS), además, éste con; una búsqueda local (ACS + BL), una lista restringida (ACS + LR), una función de selección del siguiente nodo (ACS + FS) y por último, aprendizaje por niveles (ACS + AN).

La Tabla 4.2 reporta los resultados para las instancias de tipo R con los mismos algoritmos y, por último, la tabla 4.3 reporta los de las instancias de tipo RC.

Tabla 4.1 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo C

| Experimento | C1 | | C2 | |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS | 10 | 883.30 | 3 | 634.38 |
| ACS + BL | 10 | 829.77 | 3 | 595.01 |
| ACS + LR | 17.78 | 1894.17 | 10 | 1463.15 |
| ACS + FS | 10.00 | 882.99 | 3 | 636.32 |
| ACS + AN | 10 | 887.17 | 3 | 633.67 |

Tabla 4.2 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo R

| Experimento | R1 | | R2 | |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS | 13.58 | 1455.35 | 3.09 | 1221.16 |
| ACS + BL | 12.75 | 1271.85 | 3.09 | 980.20 |
| ACS + LR | 23 | 1902.76 | 9.27 | 1499.72 |
| ACS + FS | 13.42 | 1464.83 | 3 | 1237.24 |
| ACS + AN | 13.42 | 1437.93 | 3 | 1245.66 |

Tabla 4.3 Resultados individuales para el conjunto de instancias de tipo RC

| Experimento | RC1 | | RC2 | |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS | 13 | 1627.36 | 3.38 | 1452.36 |
| ACS + BL | 12.5 | 1441.39 | 3.38 | 1178.50 |
| ACS + LR | 21.75 | 2251.40 | 10.88 | 1972.77 |
| ACS + FS | 13.13 | 1629.56 | 3.38 | 1456.71 |
| ACS + AN | 13 | 1599.03 | 3.38 | 1456.16 |

Por ultimo, la Tabla 4.4 muestra la cuenta acumulada total de vehículos utilizados y distancia recorrida para todo el conjunto de instancias, para los algoritmos Ant Colony System (ACS), ACS más una búsqueda local (ACS + BL), ACS utilizando una lista restringida (ACS + LR), ACS más una función de selección del siguiente nodo a visitar (ACS + FS) y el ACS utilizando el enfoque de aprendizaje por niveles propuesto (ACS + AN).

Tabla 4.4 Cuenta acumulada de los resultados individuales

| Experimento | Cuenta Acumulada | |
|-----------------|------------------|-----------|
| | Vehículos | Distancia |
| ACS | 442 | 68559.44 |
| ACS + BL | 428 | 59231.57 |
| ACS + LR | 879 | 101876.14 |
| ACS + FS | 440 | 68915.25 |
| ACS + AN | 439 | 68452.79 |

Como se puede observar, el uso de una lista restringida, no aporta ninguna mejora a los resultados, por el contrario, los aumenta casi en un 73% en promedio, con respecto al ACS original, el uso de la función de selección mejora la solución en .45%, mientras que la adición de la búsqueda local y el aprendizaje por niveles obtienen un mejor desempeño del ACS en un 8% y .5% respectivamente.

4.3 Contribución en pares

Debido a los resultados obtenidos anteriormente, el siguiente paso es observar el desempeño de los algoritmos aplicados en pares.

Los resultados de las Tablas 4.5, 4.6 y 4.7 se muestran exactamente como en las tablas anteriores (Instancias de tipo C, de tipo R y de tipo RC, respectivamente).

Las parejas de algoritmos a medir son; la función de selección con el aprendizaje por niveles (ACS + FS + AN), la función de selección con la lista restringida (ACS + FS + LR), la función de selección con la búsqueda local (ACS + FS + BL), la búsqueda local con el aprendizaje por niveles (ACS + BL + AN), la búsqueda local con la lista restringida (ACS + BL + LR) y por ultimo la lista restringida con el aprendizaje por niveles (ACS + LR + AN).

Tabla 4.5 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo C

| Experimento | C1 | | C2 | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS + FS + AN | 10 | 881.63 | 3 | 631.51 |
| ACS + FS + LR | 10 | 884.31 | 3 | 634.96 |
| ACS + FS + BL | 10 | 829.94 | 3 | 596.83 |
| ACS + BL + AN | 10 | 829.94 | 3 | 596.19 |
| ACS + BL + LR | 18 | 1894.17 | 10 | 1463.14 |
| ACS + LR + AN | 17.77 | 1894.17 | 10 | 1463.14 |

Tabla 4.6 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo R

| Experimento | R1 | | R2 | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS + FS + AN | 13 | 1430.56 | 3.09 | 1220.03 |
| ACS + FS + LR | 13.58 | 1444.32 | 3 | 1241.31 |
| ACS + FS + BL | 12.83 | 1253.77 | 3.09 | 975.19 |
| ACS + BL + AN | 13 | 1267.89 | 3.09 | 988.00 |
| ACS + BL + LR | 23 | 1902.76 | 9.27 | 1499.72 |
| ACS + LR + AN | 23 | 1902.76 | 9.27 | 1499.72 |

Tabla 4.7 Resultados en pares para el conjunto de instancias de tipo RC

| Experimento | RC1 | | RC2 | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| ACS + FS + AN | 13 | 1592.04 | 3.38 | 1415.02 |
| ACS + FS + LR | 13.13 | 1631.09 | 3.38 | 1457.12 |
| ACS + FS + BL | 12.5 | 1428.00 | 3.38 | 1165.57 |
| ACS + BL + AN | 12.88 | 1437.05 | 3.38 | 1185.40 |
| ACS + BL + LR | 21.75 | 2251.39 | 10.9 | 1972.76 |
| ACS + LR + AN | 21.75 | 2251.39 | 10.9 | 1972.76 |

La Tabla 4.8 muestra la cuenta acumulada total de vehículos utilizados y la distancia recorrida para todo el conjunto de instancias, para los algoritmos; Ant Colony System más la función de selección con el aprendizaje por niveles (ACS + FS + AN), la

función de selección con la lista restringida (ACS + FS + LR), la función de selección con la búsqueda local (ACS + FS + BL), la búsqueda local con el aprendizaje por niveles (ACS + BL + AN), la búsqueda local con la lista restringida (ACS + BL + LR) y por ultimo la lista restringida con el aprendizaje por niveles (ACS + LR + AN).

Tabla 4.8 Cuenta acumulada de los resultados en pares de los algoritmos

| Experimento | Cuenta Acumulada | |
|---------------|------------------|-----------|
| | Vehículos | Distancia |
| ACS + FS + AN | 435 | 67630.35 |
| ACS + FS + LR | 442 | 68730.30 |
| ACS + FS + BL | 429 | 58764.91 |
| ACS + BL + AN | 434 | 59301.22 |
| ACS + BL + LR | 879 | 101876.14 |
| ACS + LR + AN | 879 | 101876.14 |

De los resultados anteriores podemos concluir que las mejores combinaciones que ayudan al ACS a obtener mejores soluciones son: a) la búsqueda local más la función de selección (2.94% mejor en vehículos y 14.28% en distancia con respecto al ACS sin ninguna estrategia), b) el aprendizaje por niveles con la búsqueda local (1.8% en vehículos y 13.5% en distancia) y c) la función de selección con el aprendizaje por niveles (1.58% en vehículos y 1.35% en distancia).

Además volvemos a comprobar que la lista restringida no contribuye a la obtención de mejores resultados, por lo que en lo sucesivo no será utilizada en combinación con las estrategias que mostraron un mejor desempeño.

Como último paso, se aplicaron simultáneamente las tres mejores estrategias, ejecutadas en cinco ocasiones para demostrar la consistencia del algoritmo, el cual esta conformado por; el ACS más la función de selección, el aprendizaje por niveles y la búsqueda local (ACS + FS + AN + BL) obteniéndose los resultados mostrados en las Tablas 4.9, 4.10, y 4.11 para los conjuntos de instancias C, R y RC, respectivamente.

Tabla 4.9 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo C

| ACS + FS + AN + BL | C1 | | C2 | |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| Ejecución 1 | 10 | 830.07 | 3 | 599.61 |
| Ejecución 2 | 10 | 829.40 | 3 | 598.65 |
| Ejecución 3 | 10 | 829.93 | 3 | 599.48 |
| Ejecución 4 | 10 | 829.91 | 3 | 596.04 |
| Ejecución 5 | 10 | 829.66 | 3 | 598.51 |

Tabla 4.10 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo R

| ACS + FS + AN + BL | R1 | | R2 | |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| Ejecución 1 | 12.75 | 1260.02 | 3 | 987.37 |
| Ejecución 2 | 12.66 | 1255.74 | 3 | 988.66 |
| Ejecución 3 | 12.58 | 1264.01 | 3.09 | 972.22 |
| Ejecución 4 | 12.66 | 1267.03 | 3 | 987.66 |
| Ejecución 5 | 12.58 | 1255.72 | 3 | 993.83 |

Tabla 4.11 Resultados de las estrategias en conjunto para las instancias de tipo RC

| ACS + FS + AN + BL | RC1 | | RC2 | |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Vehículos | Distancia | Vehículos | Distancia |
| Ejecución 1 | 12.12 | 1437.16 | 3.37 | 1163.70 |
| Ejecución 2 | 12.12 | 1466.81 | 3.37 | 1163.94 |
| Ejecución 3 | 12.25 | 1423.72 | 3.37 | 1168.21 |
| Ejecución 4 | 12 | 1444.08 | 3.37 | 1167.59 |
| Ejecución 5 | 12.25 | 1437.53 | 3.37 | 1172.01 |

Por último, en la Tabla 4.12 se muestra la cuenta acumulada de vehículos y distancia utilizada de todas las instancias en cada una de las ejecuciones y el promedio final de estas ejecuciones.

Tabla 4.12 Cuenta acumulada de los resultados de las estrategias en conjunto

| ACS + FS + AN + BL | Cuenta Acumulada | |
|-----------------------|------------------|-----------|
| | Vehículos | Distancia |
| Ejecución 1 | 424 | 59055.83 |
| Ejecución 2 | 423 | 59243.99 |
| Ejecución 3 | 424 | 58863.12 |
| Ejecución 4 | 422 | 59199.57 |
| Ejecución 5 | 423 | 59132.18 |
| Promedio Final | 423.2 | 59098.94 |

El promedio de vehículos obtenidos por las mejores estrategias en cuanto al número de vehículos fue 423.2 y la distancia fue 59098.94, mientras que el solucionador desarrollado por [Herrera, 2006] cuenta con un desempeño promedio de 425.7 vehículos y 58,993.4 en distancia, obteniendo en este trabajo un 0.58% de mejora en la solución con respecto al número de vehículos y un 0.17% por debajo del desempeño en cuanto a la distancia.

Debido a que el problema es multiobjetivo, cuando disminuye el número de vehículos, la distancia aumenta y cuando disminuye la distancia, el número de vehículos se incrementa, por lo tanto, se debe tener un equilibrio en la solución de tal manera que ésta utilice pocos vehículos y al mismo tiempo recorra la menor distancia posible.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

En esta sección se describen las conclusiones, aportaciones y trabajos futuros del trabajo de investigación.

5.1 Conclusiones

Como se observó en la sección de Experimentación, la utilización de la estrategia de aprendizaje por niveles en combinación con la búsqueda local, permiten al ACS encontrar mejores resultados al explorar más espacio de solución y al explotar de manera más eficiente el aprendizaje adquirido por las hormigas en el pasado.

El uso de esta estrategia permite obtener una mejora en los resultados en la misma cantidad de tiempo de ejecución gracias a la rápida convergencia de la estrategia.

Además, las pruebas muestran que el uso de una lista restringida de candidatos no aporta beneficios al ACS.

5.2 Aportaciones

La principal aportación de este trabajo de investigación, fue la incorporación de la estrategia de actualización global de los rastros de feromona utilizando solamente la mejor solución de la hormiga, haciendo una copia de esta tabla para ser utilizada localmente por las hormigas en la construcción de sus soluciones, esta estrategia fue nombrada aprendizaje por niveles y de acuerdo a las pruebas realizadas, su utilización ayuda a mejorar el desempeño del ACS.

Otra aportación, fue la identificación de la lista de candidatos como una estrategia de poca eficiencia.

5.3 Trabajos Futuros

Como trabajos futuros se sugiere probar esta estrategia en otros problemas de optimización combinatoria con el fin de estudiar su comportamiento, así como buscar otra estrategia de actualización de la feromona.

ANEXO

EXPERIMENTACIONES POR INSTANCIAS

En este anexo se muestran los resultados de todas las experimentaciones realizadas al conjunto de algoritmos.

Resultados del ACS para cada una de las instancias

| C1 | | C2 | | R1 | | R2 | | RC1 | | RC2 | |
|-----------------|------------------|-----------|-----------------|-----------|----------------------|-----------|---------------------|-----------|-------------------|-----------|---------------------|
| Instancia | V D | Instancia | V D | Instancia | V D | Instancia | V D | Instancia | V D | Instancia | V D |
| C101.txt | 10 828.94 | C201.txt | 3 591.56 | R101.txt | 20 1970.35 | R201.txt | 4 1673.13 | RC101.txt | 16 1943.66 | RC201.txt | 4 1864.25 |
| C102.txt | 10 873.37 | C202.txt | 3 696.44 | R102.txt | 18 1767.51 | R202.txt | 4 1381.65 | RC102.txt | 14 1778.63 | RC202.txt | 4 1528.29 |
| C103.txt | 10 974.77 | C203.txt | 3 677.28 | R103.txt | 15 1580.45 | R203.txt | 3 1271.42 | RC103.txt | 12 1537.60 | RC203.txt | 3 1404.90 |
| C104.txt | 10 975.42 | C204.txt | 3 715.19 | R104.txt | 11 1247.34 | R204.txt | 3 998.36 | RC104.txt | 11 1360.33 | RC204.txt | 3 1011.79 |
| C105.txt | 10 828.94 | C205.txt | 3 589.89 | R105.txt | 15 1671.74 | R205.txt | 3 1345.75 | RC105.txt | 15 1903.27 | RC205.txt | 4 1814.08 |
| C106.txt | 10 871.25 | C206.txt | 3 590.74 | R106.txt | 14 1523.62 | R206.txt | 3 1201.08 | RC106.txt | 13 1654.91 | RC206.txt | 3 1519.37 |
| C107.txt | 10 858.82 | C207.txt | 3 607.02 | R107.txt | 12 1320.57 | R207.txt | 3 1072.80 | RC107.txt | 12 1478.81 | RC207.txt | 3 1367.10 |
| C108.txt | 10 855.12 | C208.txt | 3 606.91 | R108.txt | 10 1171.92 | R208.txt | 2 944.33 | RC108.txt | 11 1361.72 | RC208.txt | 3 1109.14 |
| C109.txt | 10 883.05 | | | R109.txt | 13 1388.17 | R209.txt | 3 1204.30 | | | | |
| | | | | R110.txt | 12 1322.41 | R210.txt | 3 1283.14 | | | | |
| | | | | R111.txt | 12 1342.66 | R211.txt | 3 1056.79 | | | | |
| | | | | R112.txt | 11 1157.45 | | | | | | |
| Promedio | 10 883.30 | | 3 634.38 | | 13.58 1455.35 | | 3.09 1221.16 | | 13 1627.36 | | 3.38 1452.36 |

Resultados del ACS más la búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|--------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|-------------|---------------|-----------|--------------|----------------|-----------|-------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.9 | C201.txt | 3 | 591.556 | R101.txt | 19 | 1705.123 | R201.txt | 4 | 1316.484 | RC101.txt | 15 | 1714.943 | RC201.txt | 4 | 1517.465 |
| C102.txt | 10 | 828.9 | C202.txt | 3 | 591.557 | R102.txt | 18 | 1491.054 | R202.txt | 4 | 1135.747 | RC102.txt | 14 | 1515.352 | RC202.txt | 4 | 1208.858 |
| C103.txt | 10 | 828.9 | C203.txt | 3 | 623.401 | R103.txt | 14 | 1358.55 | R203.txt | 3 | 1015.015 | RC103.txt | 12 | 1355.174 | RC203.txt | 3 | 1168.9 |
| C104.txt | 10 | 834.1 | C204.txt | 3 | 619.041 | R104.txt | 11 | 1083.95 | R204.txt | 3 | 783.5117 | RC104.txt | 11 | 1205.783 | RC204.txt | 3 | 844.804 |
| C105.txt | 10 | 828.9 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 15 | 1408.85 | R205.txt | 3 | 1094.655 | RC105.txt | 15 | 1612.705 | RC205.txt | 4 | 1416.787 |
| C106.txt | 10 | 828.9 | C206.txt | 3 | 588.493 | R106.txt | 13 | 1318.508 | R206.txt | 3 | 975.424 | RC106.txt | 13 | 1429.525 | RC206.txt | 3 | 1253.91 |
| C107.txt | 10 | 828.9 | C207.txt | 3 | 588.286 | R107.txt | 11 | 1173.395 | R207.txt | 3 | 862.4094 | RC107.txt | 12 | 1312.583 | RC207.txt | 3 | 1195.935 |
| C108.txt | 10 | 828.9 | C208.txt | 3 | 588.493 | R108.txt | 10 | 1123.222 | R208.txt | 2 | 846.0449 | RC108.txt | 11 | 1204.448 | RC208.txt | 3 | 864.7134 |
| C109.txt | 10 | 828.9 | | | | R109.txt | 12 | 1212.926 | R209.txt | 3 | 983.1289 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1220.954 | R210.txt | 3 | 997.403 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1214.346 | R211.txt | 3 | 821.8763 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1046.776 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.5 | | 3 | 597.463 | | 12.92 | 1279.80 | | 3.09 | 984.70 | | 12.88 | 1418.81 | | 3.38 | 1183.92 |

Resultados del ACS más la lista restringida

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|--------------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-------------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 21 | 1871 | C201.txt | 15 | 1880 | R101.txt | 37 | 2623 | R201.txt | 15 | 1985 | RC101.txt | 27 | 2711 | RC201.txt | 15 | 2468 |
| C102.txt | 19 | 1992 | C202.txt | 14 | 1603 | R102.txt | 34 | 2443 | R202.txt | 14 | 1813 | RC102.txt | 27 | 2647 | RC202.txt | 13 | 2114 |
| C103.txt | 17 | 1657 | C203.txt | 11 | 1584 | R103.txt | 25 | 1972 | R203.txt | 11 | 1533 | RC103.txt | 23 | 2221 | RC203.txt | 13 | 2074 |
| C104.txt | 15 | 1703 | C204.txt | 9 | 1447 | R104.txt | 18 | 1519 | R204.txt | 10 | 1381 | RC104.txt | 16 | 1755 | RC204.txt | 7 | 1361 |
| C105.txt | 20 | 1888 | C205.txt | 9 | 1485 | R105.txt | 27 | 2239 | R205.txt | 8 | 1519 | RC105.txt | 28 | 2813 | RC205.txt | 15 | 2567 |
| C106.txt | 19 | 1913 | C206.txt | 8 | 1268 | R106.txt | 28 | 2169 | R206.txt | 8 | 1513 | RC106.txt | 20 | 2119 | RC206.txt | 9 | 1821 |
| C107.txt | 18 | 2132 | C207.txt | 8 | 1293 | R107.txt | 21 | 1819 | R207.txt | 9 | 1430 | RC107.txt | 18 | 1952 | RC207.txt | 10 | 1981 |
| C108.txt | 17 | 2103 | C208.txt | 6 | 1145 | R108.txt | 16 | 1505 | R208.txt | 5 | 1104 | RC108.txt | 15 | 1793 | RC208.txt | 5 | 1395 |
| C109.txt | 14 | 1789 | | | | R109.txt | 19 | 1750 | R209.txt | 8 | 1468 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 18 | 1738 | R210.txt | 9 | 1483 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 19 | 1691 | R211.txt | 5 | 1269 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 14 | 1365 | | | | | | | | | |
| Promedio | 17.78 | 1894.17 | | 10 | 1463.15 | | 23 | 1902.76 | | 9.27 | 1499.72 | | 22 | 2251.40 | | 10.88 | 1972.77 |

Resultados del ACS más la función de selección

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|---------------|-----------|----------|---------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.94 | C201.txt | 3 | 591.56 | R101.txt | 20 | 1934.15 | R201.txt | 4 | 1581.16 | RC101.txt | 16 | 1933.04 | RC201.txt | 4 | 1853.92 |
| C102.txt | 10 | 877.08 | C202.txt | 3 | 681.43 | R102.txt | 18 | 1759.51 | R202.txt | 3 | 1572.07 | RC102.txt | 14 | 1775.23 | RC202.txt | 4 | 1532.12 |
| C103.txt | 10 | 974.85 | C203.txt | 3 | 701.65 | R103.txt | 15 | 1518.76 | R203.txt | 3 | 1247.18 | RC103.txt | 12 | 1531.39 | RC203.txt | 3 | 1428.68 |
| C104.txt | 10 | 971.08 | C204.txt | 3 | 721.82 | R104.txt | 11 | 1225.05 | R204.txt | 3 | 1003.67 | RC104.txt | 11 | 1370.95 | RC204.txt | 3 | 1010.81 |
| C105.txt | 10 | 828.94 | C205.txt | 3 | 589.89 | R105.txt | 15 | 1656.54 | R205.txt | 3 | 1362.86 | RC105.txt | 16 | 1907.95 | RC205.txt | 4 | 1826.49 |
| C106.txt | 10 | 866.25 | C206.txt | 3 | 591.04 | R106.txt | 13 | 1625.99 | R206.txt | 3 | 1236.71 | RC106.txt | 13 | 1647.96 | RC206.txt | 3 | 1467.42 |
| C107.txt | 10 | 858.82 | C207.txt | 3 | 607.02 | R107.txt | 12 | 1343.2 | R207.txt | 3 | 1080.12 | RC107.txt | 12 | 1502.26 | RC207.txt | 3 | 1419.52 |
| C108.txt | 10 | 860.68 | C208.txt | 3 | 606.12 | R108.txt | 10 | 1168.27 | R208.txt | 2 | 987.054 | RC108.txt | 11 | 1367.67 | RC208.txt | 3 | 1114.73 |
| C109.txt | 10 | 880.32 | | | | R109.txt | 12 | 1533.25 | R209.txt | 3 | 1216.42 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 12 | 1314.21 | R210.txt | 3 | 1273.8 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 12 | 1339.11 | R211.txt | 3 | 1048.61 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 11 | 1159.91 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 882.99 | | 3 | 636.32 | | 13.42 | 1464.83 | | 3 | 1237.24 | | 13 | 1629.56 | | 3.38 | 1456.71 |

Resultados del ACS más el aprendizaje por niveles

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|---------------|-----------|----------|---------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.9369 | C201.txt | 3 | 591.5566 | R101.txt | 20 | 1914.024 | R201.txt | 4 | 1617.706 | RC101.txt | 16 | 1853.417 | RC201.txt | 4 | 1825.941 |
| C102.txt | 10 | 904.2748 | C202.txt | 3 | 690.4775 | R102.txt | 18 | 1785.225 | R202.txt | 3 | 1607.571 | RC102.txt | 14 | 1696.434 | RC202.txt | 4 | 1518.252 |
| C103.txt | 10 | 971.4023 | C203.txt | 3 | 677.278 | R103.txt | 14 | 1560.219 | R203.txt | 3 | 1261.804 | RC103.txt | 12 | 1528.968 | RC203.txt | 3 | 1422.808 |
| C104.txt | 10 | 983.6702 | C204.txt | 3 | 693.9666 | R104.txt | 11 | 1209.534 | R204.txt | 3 | 1030.581 | RC104.txt | 11 | 1334.064 | RC204.txt | 3 | 1061.155 |
| C105.txt | 10 | 828.9369 | C205.txt | 3 | 589.8885 | R105.txt | 15 | 1631.028 | R205.txt | 3 | 1313.282 | RC105.txt | 15 | 1902.868 | RC205.txt | 4 | 1745.845 |
| C106.txt | 10 | 865.0555 | C206.txt | 3 | 610.7199 | R106.txt | 14 | 1523.47 | R206.txt | 3 | 1253.367 | RC106.txt | 13 | 1628.836 | RC206.txt | 3 | 1489.142 |
| C107.txt | 10 | 855.0655 | C207.txt | 3 | 605.8681 | R107.txt | 12 | 1283.558 | R207.txt | 3 | 1083.811 | RC107.txt | 12 | 1514.123 | RC207.txt | 3 | 1479.111 |
| C108.txt | 10 | 862.7958 | C208.txt | 3 | 609.5864 | R108.txt | 10 | 1159.161 | R208.txt | 2 | 943.7944 | RC108.txt | 11 | 1333.557 | RC208.txt | 3 | 1107.057 |
| C109.txt | 10 | 884.3799 | | | | R109.txt | 12 | 1455.376 | R209.txt | 3 | 1239.469 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 12 | 1272.818 | R210.txt | 3 | 1300.557 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 12 | 1315.673 | R211.txt | 3 | 1050.264 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 11 | 1145.065 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 887.17 | | 3 | 633.67 | | 13.42 | 1437.93 | | 3 | 1245.66 | | 13 | 1599.03 | | 3.38 | 1456.16 |

Resultados del ACS mas la función de selección y el aprendizaje por niveles

| Instancia | C1 | | C2 | | R1 | | R2 | | RC1 | | RC2 | | | | | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|-------------|---------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | | | |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.556 | R101.txt | 19 | 1676.98 | R201.txt | 4 | 1295.24 | RC101.txt | 15 | 1784.93 | RC201.txt | 4 | 1481.46 |
| C102.txt | 10 | 828.936 | C202.txt | 3 | 607.95 | R102.txt | 17 | 1521.16 | R202.txt | 4 | 1120.21 | RC102.txt | 13 | 1594.31 | RC202.txt | 4 | 1249.27 |
| C103.txt | 10 | 828.065 | C203.txt | 3 | 610.704 | R103.txt | 14 | 1287.78 | R203.txt | 3 | 991.358 | RC103.txt | 12 | 1342.54 | RC203.txt | 3 | 1116.26 |
| C104.txt | 10 | 834.718 | C204.txt | 3 | 610.957 | R104.txt | 11 | 1053.49 | R204.txt | 3 | 794.558 | RC104.txt | 11 | 1180.44 | RC204.txt | 3 | 839.24 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 14 | 1464.1 | R205.txt | 3 | 1079.18 | RC105.txt | 15 | 1612.8 | RC205.txt | 4 | 1370.5 |
| C106.txt | 10 | 828.936 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 13 | 1280.55 | R206.txt | 3 | 982.869 | RC106.txt | 12 | 1514.94 | RC206.txt | 3 | 1264.41 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 588.287 | R107.txt | 11 | 1206.63 | R207.txt | 3 | 844.11 | RC107.txt | 11 | 1363.3 | RC207.txt | 3 | 1120.37 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.707 | R108.txt | 10 | 1024.73 | R208.txt | 2 | 787.313 | RC108.txt | 11 | 1186.22 | RC208.txt | 3 | 918.07 |
| C109.txt | 10 | 828.936 | | | | R109.txt | 12 | 1230.19 | R209.txt | 3 | 977.377 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1143.91 | R210.txt | 3 | 1002.13 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1136.47 | R211.txt | 3 | 820.621 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1074.03 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.482 | | 3 | 596.989 | | 12.75 | 1258.33 | | 3.09 | 972.27 | | 13 | 1447.44 | | 3.375 | 1169.95 |

Resultados del ACS mas la función de selección y la lista restringida

| Instancia | C1 | | C2 | | R1 | | R2 | | RC1 | | RC2 | | | | | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | | | |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 20 | 1899.37 | R201.txt | 4 | 1659.29 | RC101.txt | 16 | 1978.62 | RC201.txt | 4 | 1822.97 |
| C102.txt | 10 | 872.259 | C202.txt | 3 | 688.461 | R102.txt | 18 | 1757.4 | R202.txt | 3 | 1590.87 | RC102.txt | 14 | 1791.38 | RC202.txt | 4 | 1528.49 |
| C103.txt | 10 | 972.774 | C203.txt | 3 | 698.12 | R103.txt | 14 | 1611.08 | R203.txt | 3 | 1242.75 | RC103.txt | 12 | 1562.41 | RC203.txt | 3 | 1473.94 |
| C104.txt | 10 | 976.24 | C204.txt | 3 | 708.144 | R104.txt | 11 | 1236.83 | R204.txt | 3 | 990.107 | RC104.txt | 11 | 1366.77 | RC204.txt | 3 | 1036.15 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 589.889 | R105.txt | 15 | 1635.05 | R205.txt | 3 | 1341.3 | RC105.txt | 16 | 1908.34 | RC205.txt | 4 | 1738.18 |
| C106.txt | 10 | 878.362 | C206.txt | 3 | 590.737 | R106.txt | 14 | 1552.52 | R206.txt | 3 | 1226.85 | RC106.txt | 13 | 1571.77 | RC206.txt | 3 | 1543.08 |
| C107.txt | 10 | 858.82 | C207.txt | 3 | 605.868 | R107.txt | 12 | 1322.05 | R207.txt | 3 | 1080.19 | RC107.txt | 12 | 1523.98 | RC207.txt | 3 | 1414.51 |
| C108.txt | 10 | 856.51 | C208.txt | 3 | 606.889 | R108.txt | 11 | 1158.13 | R208.txt | 2 | 986.014 | RC108.txt | 11 | 1345.47 | RC208.txt | 3 | 1099.63 |
| C109.txt | 10 | 885.938 | | | | R109.txt | 13 | 1378.09 | R209.txt | 3 | 1230.79 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 12 | 1288.65 | R210.txt | 3 | 1236.26 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 12 | 1335.93 | R211.txt | 3 | 1069.97 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 11 | 1156.71 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 884.308 | | 3 | 634.958 | | 13.58 | 1444.32 | | 3 | 1241.31 | | 13 | 1631.09 | | 3.375 | 1457.12 |

Resultados del ACS más la búsqueda local con la función de selección

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|-------------|----------------|-----------|-----------|-------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.94 | C201.txt | 3 | 591.56 | R101.txt | 19 | 1684.55 | R201.txt | 4 | 1303.23 | RC101.txt | 15 | 1713.07 | RC201.txt | 4 | 1474.44 |
| C102.txt | 10 | 828.94 | C202.txt | 3 | 595.12 | R102.txt | 17 | 1535.97 | R202.txt | 4 | 1130.50 | RC102.txt | 14 | 1498.20 | RC202.txt | 4 | 1207.42 |
| C103.txt | 10 | 830.15 | C203.txt | 3 | 616.97 | R103.txt | 14 | 1292.84 | R203.txt | 3 | 1002.26 | RC103.txt | 11 | 1326.99 | RC203.txt | 3 | 1127.82 |
| C104.txt | 10 | 836.75 | C204.txt | 3 | 616.48 | R104.txt | 11 | 1049.55 | R204.txt | 3 | 777.67 | RC104.txt | 10 | 1248.63 | RC204.txt | 3 | 833.74 |
| C105.txt | 10 | 828.94 | C205.txt | 3 | 588.88 | R105.txt | 14 | 1425.74 | R205.txt | 3 | 1066.04 | RC105.txt | 15 | 1652.92 | RC205.txt | 4 | 1365.83 |
| C106.txt | 10 | 828.94 | C206.txt | 3 | 588.49 | R106.txt | 13 | 1309.47 | R206.txt | 3 | 971.69 | RC106.txt | 12 | 1516.35 | RC206.txt | 3 | 1272.19 |
| C107.txt | 10 | 828.94 | C207.txt | 3 | 588.29 | R107.txt | 11 | 1151.82 | R207.txt | 3 | 847.03 | RC107.txt | 12 | 1277.71 | RC207.txt | 3 | 1148.60 |
| C108.txt | 10 | 828.94 | C208.txt | 3 | 588.88 | R108.txt | 10 | 1051.65 | R208.txt | 2 | 788.83 | RC108.txt | 11 | 1190.13 | RC208.txt | 3 | 894.53 |
| C109.txt | 10 | 828.94 | | | | R109.txt | 12 | 1208.29 | R209.txt | 3 | 981.06 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 12 | 1123.78 | R210.txt | 3 | 1015.93 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1142.07 | R211.txt | 3 | 842.81 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1069.52 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.939 | | 3 | 596.832 | | 12.83 | 1253.77 | | 3.09 | 975.185 | | 13 | 1428 | | 3.375 | 1165.57 |

Resultados del ACS más la búsqueda local y el aprendizaje por niveles

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|----------|---------------|-----------|-----------|---------------|-----------|--------------|-------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.556 | R101.txt | 20 | 1676.99 | R201.txt | 4 | 1316.55 | RC101.txt | 15 | 1757.5 | RC201.txt | 4 | 1549.91 |
| C102.txt | 10 | 828.937 | C202.txt | 3 | 591.557 | R102.txt | 18 | 1489.05 | R202.txt | 3 | 1389.44 | RC102.txt | 13 | 1592.05 | RC202.txt | 4 | 1232.24 |
| C103.txt | 10 | 828.937 | C203.txt | 3 | 609.017 | R103.txt | 14 | 1324.63 | R203.txt | 3 | 995.277 | RC103.txt | 12 | 1346.77 | RC203.txt | 3 | 1138.23 |
| C104.txt | 10 | 830.329 | C204.txt | 3 | 614.283 | R104.txt | 11 | 1083.8 | R204.txt | 3 | 789.949 | RC104.txt | 11 | 1210.08 | RC204.txt | 3 | 841.033 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 15 | 1409.25 | R205.txt | 3 | 1107.48 | RC105.txt | 15 | 1648.15 | RC205.txt | 4 | 1366.91 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.493 | R106.txt | 13 | 1320.12 | R206.txt | 3 | 983.451 | RC106.txt | 12 | 1508.39 | RC206.txt | 3 | 1321.51 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 588.493 | R107.txt | 11 | 1156.18 | R207.txt | 3 | 856.087 | RC107.txt | 11 | 1338.14 | RC207.txt | 3 | 1152.41 |
| C108.txt | 10 | 828.936 | C208.txt | 3 | 588.876 | R108.txt | 10 | 1124.46 | R208.txt | 2 | 831.434 | RC108.txt | 11 | 1202.17 | RC208.txt | 3 | 893.782 |
| C109.txt | 10 | 828.936 | | | | R109.txt | 12 | 1231.3 | R209.txt | 3 | 958.056 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1254.92 | R210.txt | 3 | 1004.03 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1208.31 | R211.txt | 3 | 840.795 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1131.86 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.091 | | 3 | 595.144 | | 13 | 1284.24 | | 3 | 1006.6 | | 13 | 1450.4 | | 3.375 | 1187 |

Resultados del ACS más la búsqueda local y la lista restringida

| Instancia | C1 | | Instancia | C2 | | Instancia | R1 | | Instancia | R2 | | Instancia | RC1 | | Instancia | RC2 | |
|-----------------|--------------|-------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-------------|----------------|-----------|-----------|---------------|-----------|--------------|----------------|
| | V | D | | V | D | | V | D | | V | D | | V | D | | V | D |
| C101.txt | 21 | 1871 | C201.txt | 15 | 1880 | R101.txt | 37 | 2623 | R201.txt | 15 | 1985 | RC101.txt | 27 | 2711 | RC201.txt | 15 | 2468 |
| C102.txt | 19 | 1992 | C202.txt | 14 | 1603 | R102.txt | 34 | 2443 | R202.txt | 14 | 1813 | RC102.txt | 27 | 2647 | RC202.txt | 13 | 2114 |
| C103.txt | 17 | 1657 | C203.txt | 11 | 1584 | R103.txt | 25 | 1972 | R203.txt | 11 | 1533 | RC103.txt | 23 | 2221 | RC203.txt | 13 | 2074 |
| C104.txt | 15 | 1703 | C204.txt | 9 | 1447 | R104.txt | 18 | 1519 | R204.txt | 10 | 1381 | RC104.txt | 16 | 1755 | RC204.txt | 7 | 1361 |
| C105.txt | 20 | 1888 | C205.txt | 9 | 1485 | R105.txt | 27 | 2239 | R205.txt | 8 | 1519 | RC105.txt | 28 | 2813 | RC205.txt | 15 | 2567 |
| C106.txt | 19 | 1913 | C206.txt | 8 | 1268 | R106.txt | 28 | 2169 | R206.txt | 8 | 1513 | RC106.txt | 20 | 2119 | RC206.txt | 9 | 1821 |
| C107.txt | 18 | 2132 | C207.txt | 8 | 1293 | R107.txt | 21 | 1819 | R207.txt | 9 | 1430 | RC107.txt | 18 | 1952 | RC207.txt | 10 | 1981 |
| C108.txt | 17 | 2103 | C208.txt | 6 | 1145 | R108.txt | 16 | 1505 | R208.txt | 5 | 1104 | RC108.txt | 15 | 1793 | RC208.txt | 5 | 1395 |
| C109.txt | 14 | 1789 | | | | R109.txt | 19 | 1750 | R209.txt | 8 | 1468 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 18 | 1738 | R210.txt | 9 | 1483 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 19 | 1691 | R211.txt | 5 | 1269 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 14 | 1365 | | | | | | | | | |
| Promedio | 17.78 | 1894 | | 10 | 1463.15 | | 23 | 1902.76 | | 9.27 | 1499.72 | | 22 | 2251.4 | | 10.88 | 1972.77 |

Resultados del ACS más la lista restringida y el aprendizaje por niveles

| Instancia | C1 | | Instancia | C2 | | Instancia | R1 | | Instancia | R2 | | Instancia | RC1 | | Instancia | RC2 | |
|-----------------|-----------|-------------|-----------|-----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|------------|----------------|-----------|-------------|---------------|-----------|-----------|----------------|
| | V | D | | V | D | | V | D | | V | D | | V | D | | V | D |
| C101.txt | 21 | 1870.69 | C201.txt | 15 | 1880.47 | R101.txt | 37 | 2623.25 | R201.txt | 15 | 1984.96 | RC101.txt | 27 | 2711.30 | RC201.txt | 15 | 2468.25 |
| C102.txt | 19 | 1992.46 | C202.txt | 14 | 1603.09 | R102.txt | 34 | 2442.78 | R202.txt | 14 | 1812.99 | RC102.txt | 27 | 2647.10 | RC202.txt | 13 | 2114.34 |
| C103.txt | 17 | 1656.80 | C203.txt | 11 | 1583.70 | R103.txt | 25 | 1972.04 | R203.txt | 11 | 1532.72 | RC103.txt | 23 | 2220.76 | RC203.txt | 13 | 2073.99 |
| C104.txt | 15 | 1702.63 | C204.txt | 9.00 | 1446.73 | R104.txt | 18 | 1519.35 | R204.txt | 10 | 1381.01 | RC104.txt | 16 | 1754.61 | RC204.txt | 7 | 1361.20 |
| C105.txt | 20 | 1888.39 | C205.txt | 9.00 | 1485.10 | R105.txt | 27 | 2238.60 | R205.txt | 8 | 1519.37 | RC105.txt | 28 | 2812.90 | RC205.txt | 15 | 2567.28 |
| C106.txt | 19 | 1913.09 | C206.txt | 8.00 | 1267.89 | R106.txt | 28 | 2168.74 | R206.txt | 8 | 1513.05 | RC106.txt | 20 | 2119.22 | RC206.txt | 9 | 1820.95 |
| C107.txt | 18 | 2131.54 | C207.txt | 8.00 | 1292.97 | R107.txt | 21 | 1818.55 | R207.txt | 9 | 1429.51 | RC107.txt | 18 | 1952.33 | RC207.txt | 10 | 1981.10 |
| C108.txt | 17 | 2103.41 | C208.txt | 6.00 | 1145.23 | R108.txt | 16 | 1505.37 | R208.txt | 5 | 1104.36 | RC108.txt | 15 | 1792.98 | RC208.txt | 5 | 1395.02 |
| C109.txt | 14 | 1788.55 | | | | R109.txt | 19 | 1749.91 | R209.txt | 8 | 1467.58 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 18 | 1738.35 | R210.txt | 9 | 1482.74 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 19 | 1691.28 | R211.txt | 5 | 1268.65 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 14 | 1365 | | | | | | | | | |
| Promedio | 18 | 1894 | | 10 | 1463.15 | | 23 | 1902.76 | | 9.3 | 1499.72 | | 21.8 | 2251.4 | | 11 | 1972.77 |

Resultado 1 del ACS utilizando la función de selección, aprendizaje por niveles y búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|---------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|---------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 19 | 1685.47 | R201.txt | 4 | 1298.45 | RC101.txt | 15 | 1676.28 | RC201.txt | 4 | 1486.59 |
| C102.txt | 10 | 828.937 | C202.txt | 3 | 613.01 | R102.txt | 17 | 1538.98 | R202.txt | 3 | 1299.63 | RC102.txt | 13 | 1541.37 | RC202.txt | 4 | 1220.59 |
| C103.txt | 10 | 834.472 | C203.txt | 3 | 614.023 | R103.txt | 14 | 1255.32 | R203.txt | 3 | 985.147 | RC103.txt | 11 | 1384.14 | RC203.txt | 3 | 1100.13 |
| C104.txt | 10 | 833.644 | C204.txt | 3 | 617.665 | R104.txt | 10 | 1178.41 | R204.txt | 3 | 786.16 | RC104.txt | 10 | 1230.58 | RC204.txt | 3 | 842.286 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 15 | 1397.87 | R205.txt | 3 | 1096.31 | RC105.txt | 14 | 1623.09 | RC205.txt | 4 | 1356.77 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 13 | 1274.5 | R206.txt | 3 | 968.668 | RC106.txt | 12 | 1469.2 | RC206.txt | 3 | 1251.5 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 593.974 | R107.txt | 11 | 1150.94 | R207.txt | 3 | 830.479 | RC107.txt | 11 | 1414.28 | RC207.txt | 3 | 1152.69 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.876 | R108.txt | 10 | 1021.2 | R208.txt | 2 | 774.965 | RC108.txt | 11 | 1158.33 | RC208.txt | 3 | 899.074 |
| C109.txt | 10 | 828.937 | | | | R109.txt | 12 | 1220.32 | R209.txt | 3 | 989.137 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1178.07 | R210.txt | 3 | 999.755 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1164.13 | R211.txt | 3 | 832.365 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1055.13 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 830.075 | | 3 | 599.607 | | 12.75 | 1260.03 | | 3 | 987.37 | | 12 | 1437.16 | | 3.375 | 1163.7 |

Resultado 2 del ACS utilizando la función de selección, aprendizaje por niveles y búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 19 | 1683.1 | R201.txt | 4 | 1295.17 | RC101.txt | 15 | 1740.78 | RC201.txt | 4 | 1492.95 |
| C102.txt | 10 | 828.937 | C202.txt | 3 | 613.01 | R102.txt | 17 | 1503.53 | R202.txt | 3 | 1266.67 | RC102.txt | 13 | 1606.14 | RC202.txt | 4 | 1185.34 |
| C103.txt | 10 | 829.293 | C203.txt | 3 | 624.22 | R103.txt | 14 | 1251.32 | R203.txt | 3 | 1003.12 | RC103.txt | 11 | 1357.49 | RC203.txt | 3 | 1121.58 |
| C104.txt | 10 | 832.773 | C204.txt | 3 | 605.484 | R104.txt | 10 | 1101.78 | R204.txt | 3 | 784.416 | RC104.txt | 10 | 1256.12 | RC204.txt | 3 | 853.663 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 14 | 1513.18 | R205.txt | 3 | 1087.56 | RC105.txt | 14 | 1711.98 | RC205.txt | 4 | 1357.38 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 13 | 1294.33 | R206.txt | 3 | 969.987 | RC106.txt | 12 | 1462.95 | RC206.txt | 3 | 1246.14 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 588.67 | R107.txt | 11 | 1134.55 | R207.txt | 3 | 855.152 | RC107.txt | 11 | 1434.86 | RC207.txt | 3 | 1156.45 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.493 | R108.txt | 10 | 1022.66 | R208.txt | 2 | 784.505 | RC108.txt | 11 | 1164.14 | RC208.txt | 3 | 898.067 |
| C109.txt | 10 | 828.937 | | | | R109.txt | 12 | 1224.43 | R209.txt | 3 | 991.223 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1174.16 | R210.txt | 3 | 1005.53 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1110.8 | R211.txt | 3 | 831.96 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1055.06 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.403 | | 3 | 598.648 | | 12.67 | 1255.74 | | 3 | 988.662 | | 12 | 1466.81 | | 3.375 | 1163.95 |

Resultado 3 del ACS utilizando la función de selección, aprendizaje por niveles y búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|-------------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 19 | 1692.84 | R201.txt | 4 | 1276.86 | RC101.txt | 15 | 1708.97 | RC201.txt | 4 | 1454.71 |
| C102.txt | 10 | 828.936 | C202.txt | 3 | 613.01 | R102.txt | 17 | 1508.49 | R202.txt | 4 | 1132.39 | RC102.txt | 13 | 1551.03 | RC202.txt | 4 | 1220.21 |
| C103.txt | 10 | 831.967 | C203.txt | 3 | 623.216 | R103.txt | 14 | 1272.86 | R203.txt | 3 | 986.504 | RC103.txt | 11 | 1344.42 | RC203.txt | 3 | 1122.1 |
| C104.txt | 10 | 834.873 | C204.txt | 3 | 611.812 | R104.txt | 10 | 1128.31 | R204.txt | 3 | 779.019 | RC104.txt | 11 | 1181.26 | RC204.txt | 3 | 858.707 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 14 | 1483.99 | R205.txt | 3 | 1099.55 | RC105.txt | 14 | 1655.69 | RC205.txt | 4 | 1375.6 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 12 | 1340.2 | R206.txt | 3 | 980.942 | RC106.txt | 12 | 1461.21 | RC206.txt | 3 | 1260.85 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 589.583 | R107.txt | 11 | 1129.25 | R207.txt | 3 | 827.221 | RC107.txt | 11 | 1308.82 | RC207.txt | 3 | 1143.68 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.876 | R108.txt | 10 | 1022.43 | R208.txt | 2 | 785.659 | RC108.txt | 11 | 1178.33 | RC208.txt | 3 | 909.821 |
| C109.txt | 10 | 828.937 | | | | R109.txt | 12 | 1208.22 | R209.txt | 3 | 984.172 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1200.29 | R210.txt | 3 | 1005.53 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1140.25 | R211.txt | 3 | 836.553 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1041 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.933 | | 3 | 599.476 | | 12.58 | 1264.01 | | 3.09 | 972.217 | | 12 | 1423.72 | | 3.375 | 1168.21 |

Resultado 4 del ACS utilizando la función de selección, aprendizaje por niveles y búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 19 | 1720.92 | R201.txt | 4 | 1310.34 | RC101.txt | 15 | 1694.21 | RC201.txt | 4 | 1500.08 |
| C102.txt | 10 | 828.937 | C202.txt | 3 | 595.117 | R102.txt | 17 | 1518.82 | R202.txt | 3 | 1283.7 | RC102.txt | 13 | 1551.86 | RC202.txt | 4 | 1230.19 |
| C103.txt | 10 | 833.898 | C203.txt | 3 | 608.287 | R103.txt | 14 | 1276 | R203.txt | 3 | 987.308 | RC103.txt | 11 | 1391.7 | RC203.txt | 3 | 1126.19 |
| C104.txt | 10 | 832.773 | C204.txt | 3 | 614.376 | R104.txt | 10 | 1166.41 | R204.txt | 3 | 778.689 | RC104.txt | 10 | 1285.57 | RC204.txt | 3 | 849.02 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 14 | 1478.31 | R205.txt | 3 | 1099.27 | RC105.txt | 14 | 1630.78 | RC205.txt | 4 | 1345.64 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 13 | 1279.27 | R206.txt | 3 | 983.219 | RC106.txt | 12 | 1464.92 | RC206.txt | 3 | 1258.26 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 592.759 | R107.txt | 11 | 1155.84 | R207.txt | 3 | 836.432 | RC107.txt | 11 | 1321.17 | RC207.txt | 3 | 1137.49 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.493 | R108.txt | 10 | 1030.86 | R208.txt | 2 | 780.788 | RC108.txt | 10 | 1212.42 | RC208.txt | 3 | 893.836 |
| C109.txt | 10 | 828.937 | | | | R109.txt | 12 | 1212.84 | R209.txt | 3 | 980.863 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1173.65 | R210.txt | 3 | 996.874 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1140.39 | R211.txt | 3 | 826.795 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1051.1 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.914 | | 3 | 596.042 | | 12.67 | 1267.03 | | 3 | 987.662 | | 12 | 1444.08 | | 3.375 | 1167.59 |

Resultado 5 del ACS utilizando la función de selección, aprendizaje por niveles y búsqueda local

| C1 | | | C2 | | | R1 | | | R2 | | | RC1 | | | RC2 | | |
|-----------------|-----------|---------------|-----------|----------|----------------|-----------|--------------|----------------|-----------|----------|----------------|-----------|-----------|----------------|-----------|--------------|----------------|
| Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D | Instancia | V | D |
| C101.txt | 10 | 828.937 | C201.txt | 3 | 591.557 | R101.txt | 19 | 1657.22 | R201.txt | 4 | 1310.03 | RC101.txt | 15 | 1682.74 | RC201.txt | 4 | 1474.04 |
| C102.txt | 10 | 828.937 | C202.txt | 3 | 595.117 | R102.txt | 17 | 1522.06 | R202.txt | 3 | 1274.95 | RC102.txt | 13 | 1584.78 | RC202.txt | 4 | 1230.19 |
| C103.txt | 10 | 830.739 | C203.txt | 3 | 629.629 | R103.txt | 14 | 1260.89 | R203.txt | 3 | 995.534 | RC103.txt | 11 | 1357.02 | RC203.txt | 3 | 1136.53 |
| C104.txt | 10 | 833.644 | C204.txt | 3 | 615.303 | R104.txt | 10 | 1166.52 | R204.txt | 3 | 776.518 | RC104.txt | 10 | 1233.87 | RC204.txt | 3 | 850.75 |
| C105.txt | 10 | 828.937 | C205.txt | 3 | 588.876 | R105.txt | 14 | 1451.89 | R205.txt | 3 | 1103.26 | RC105.txt | 15 | 1577.01 | RC205.txt | 4 | 1376.7 |
| C106.txt | 10 | 828.937 | C206.txt | 3 | 588.876 | R106.txt | 12 | 1304.65 | R206.txt | 3 | 984.329 | RC106.txt | 12 | 1521.34 | RC206.txt | 3 | 1264.41 |
| C107.txt | 10 | 828.937 | C207.txt | 3 | 590.255 | R107.txt | 11 | 1145.03 | R207.txt | 3 | 858.085 | RC107.txt | 11 | 1371.25 | RC207.txt | 3 | 1138.5 |
| C108.txt | 10 | 828.937 | C208.txt | 3 | 588.493 | R108.txt | 10 | 1003.6 | R208.txt | 2 | 781.213 | RC108.txt | 11 | 1172.24 | RC208.txt | 3 | 904.947 |
| C109.txt | 10 | 828.937 | | | | R109.txt | 12 | 1224.93 | R209.txt | 3 | 996.604 | | | | | | |
| | | | | | | R110.txt | 11 | 1170.11 | R210.txt | 3 | 1011.59 | | | | | | |
| | | | | | | R111.txt | 11 | 1136.66 | R211.txt | 3 | 840.043 | | | | | | |
| | | | | | | R112.txt | 10 | 1025.11 | | | | | | | | | |
| Promedio | 10 | 829.66 | | 3 | 598.513 | | 12.58 | 1255.72 | | 3 | 993.833 | | 12 | 1437.53 | | 3.375 | 1172.01 |

Como experimento final se midió el desempeño del algoritmo utilizando diferente numero de hormigas, en este caso, 10 y 100, los resultados se muestran a continuación:

| Experimento | Promedio | | | | | | | | | | | | Cuenta Acumulada | |
|----------------------------|----------|--------|----|--------|-------|---------|------|---------|--------|---------|-------|---------|------------------|-----------|
| | C1 | | C2 | | R1 | | R2 | | RC1 | | RC2 | | Vehículos | Distancia |
| | V | D | V | D | V | D | V | D | V | D | V | D | | |
| ACS + FS + AN + 10 | 10 | 881.63 | 3 | 631.51 | 13 | 1430.56 | 3.09 | 1220.03 | 13 | 1592.04 | 3.375 | 1415.02 | 435 | 67630.35 |
| ACS + FS + AN + 100 | 10 | 829.48 | 3 | 596.99 | 12.75 | 1258.33 | 3.09 | 972.27 | 12.5 | 1447.44 | 3.375 | 1169.95 | 428 | 58975.31 |
| ACS + BL + AN + 10 | 10 | 829.94 | 3 | 596.19 | 13 | 1267.89 | 3.09 | 988.00 | 12.875 | 1437.05 | 3.375 | 1185.40 | 434 | 59301.22 |
| ACS + BL + AN + 100 | 10 | 829.09 | 3 | 595.14 | 13 | 1284.24 | 3 | 1006.60 | 12.5 | 1450.40 | 3.375 | 1187.00 | 430 | 59805.66 |

Referencias

- [Barto, 1981] A. G. Barto, R. S. Sutton, and P. S. Brower, "Associative search network: A reinforcement learning associative memory", *Biological Cybern.*, vol. 40, pp. 201–211, 1981.
- [Bock, 1958] F. Bock, "An algorithm for solving traveling salesman and related network optimization problems," *Fourteenth National Meeting of the Operational Research Society of America*, St. Louis, MO, USA, 1958.
- [Bräysy, 2001] O. Bräysy, *A Reactive Variable Neighborhood Search Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows*, tech. report, SINTEF Applied Mathematics, Department of Optimization, 2001.
- [Bullnheimer, 1997b] B. Bullnheimer, R. F. Hartl and C. Strauss, "A New Rank Based Version of the Ant System: A Computational Study", Technical report, Institute of Management Science, University of Vienna, Austria, 1997
- [Colorni, 1992] A. Colorni, M. Dorigo and V. Maniezzo, "Distributed Optimization by Ant Colonies", *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, F.J. Varela and P. Bourguin (Eds.), MIT Press, Cambridge, MA, 134-142, 1992
- [Colorni, 1992b] A. Colorni and M. Dorigo and V. Maniezzo, "An Investigation of Some Properties of an Ant Algorithm", *Proceedings of PPSN-II, Second International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, R. Manner and B. Manderick (Eds.), Elsevier, Amsterdam, The Netherlands, 509-520, 1992.
- [Croes, 1958] G.A. Croes, "A method for solving traveling salesman problems", *Proc. Operations Research*, vol. 5, pp. 791–812. 1958.
- [Dorigo, 1991] M. Dorigo, V. Maniezzo and A. Colorni, "Positive Feedback as a Search Strategy", Technical Report No. 91-016, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [Dorigo, 1996] M. Dorigo & L.M. Gambardella, *Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem*, Technical Report TR/IRIDIA/1996-5, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, 1996.

- [Dorronsoro, 2006] B. Dorronsoro, "The VRP Web," Ago. 2006; <http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/>.
- [Dror, 1994] M. Dror, G. Laporte and P. Trudeau, "Vehicle Routing with Split Deliveries," *Discrete Appl. Math.*, vol. 50, pp.239-254. 1994.
- [Gambardella, 1995] L.M. Gambardella and M. Dorigo, "Ant-Q: A Reinforcement Learning Approach to the Traveling Salesman Problem". Proceedings of ML-95, Twelfth International Conference on Machine Learning, Tahoe City, CA, A. Prieditis and S. Russell (Eds.), Morgan Kaufmann, 252-260,1995.
- [Gambardella, 1999] L. Gambardella, E. Taillar and G. Agazzi, *MACS-VRPTW: A Múltiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows*, tech. report IDSIA-06-99, IDSIA, 1999.
- [Johnson, 1995] D.S. Johnson, L.A. McGeoch, "The Traveling Salesman Problem: A Case Study in Local Optimization," *In Local Search and Combinatorial Optimization*, E.H.L. Aarts and J.K. Lenstra (eds.) Wiley and Sons: New York, USA, 1995.
- [Jong, 1996] C. Jong, G. Kant and A.V. Vliet, *On Finding Minimal Route Duration in the Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows*, tech. report, Dept. of Computer Science, Utrecht Univ., 1996.
- [Mariano, 2001] Mariano, C. and Morales, E. F. 2001. "DQL: A New Updating Strategy for Reinforcement Learning Based on Q-Learning". In Proceedings of the 12th European Conference on Machine Learning. L. D. Raedt and P. A. Flach, Eds. Lecture Notes In Computer Science, vol. 2167. Springer-Verlag, London, 324-335. 2001
- [Pisinger, 2005] D. Pisinger and S. Ropke, *A General Heuristic for Vehicle Routing Problems*, tech. report, Dept. of Computer Science, Univ. Copenhagen, 2005.
- [Potvin, 1995] J.Y. Potvin, and J.M. Rousseau, "An Exchange Heuristic for Routeing Problems with Time Windows," *Proc. Journal of the Operational Research Society*, vol. 46, pp. 1433–1446. 1995.
- [Prosser, 1996] P. Prosser and P. Shaw, *Study of Greedy Search with Multiple Improvement Heuristics for Vehicle Routing Problems*, tech. report, University of Strathclyde, Glasgow, Scotland, 1996.
- [Rangel, 2005] N. Rangel, "Análisis de los Problemas de Asignación de Rutas, Horarios y Cargas en una Distribuidora de Productos," master's thesis, Posgrado en Ciencias de la Computación, Instituto Tecnológico de Ciudad Madero, 2005.

- [Solomon, 1987] M. Solomon, M. "Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problem with Time Window Constraints," *Operations Research*, unpublished, 1987.
- [Stützle, 1996] T. Stützle and H. H. Hoos, Improving the Ant System: A detailed report on the MAX-MIN Ant System. Technical report AIDA-96-12, FG Intellektik, FB Informatik, TU Darmstadt, 1996.
- [Taillard, 1997] E. Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F. Guertin and J.Y. Potvin, "A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows," *Transportation Science* vol. 31, pp.170-186. 1997.