

336225
BIBLIOTECA

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE MONTERREY



19 NOV 2013



La Aplicación de Recocido Simulado para la disminución en los tiempos de espera en el Sistema de Transporte Colectivo Metro de México D.F.

TESIS QUE PARA OPTAR EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

PRESENTA

FIDEL ALEJANDRO GÓMEZ CRUZ.

Asesor: Dr. JAIME MORA VARGAS

Comité de tesis: Mcc. NESTOR VELASCO BERMEO
Dr. MIGUEL GONZÁLEZ MENDOZA

Jurado: Dr. MIGUEL GONZÁLEZ MENDOZA,
Mcc. NESTOR VELASCO BERMEO,
Dr. JAIME MORA VARGAS,

Presidente
Secretario
Vocal

Atizapán de Zaragoza, Edo. Méx., 29 de Noviembre de 2010.

ABSTRACT

The global optimization of a complex system involving the issue and the programming of several vehicles and passengers, as well as programs design have not been carefully studied in the past. According Payes, and Jayakrishnan Cortes [41] a new class of dynamic problem called "*Mass Transport Vehicle Routing Problem*"(MTVRP) has been developed in which vehicles where n (given the ability) are routed in real time in different ways to load and carry passengers when both n and m are very large.

The problem of minimizing the waiting times for users of the metro system in Mexico City address a dynamic problem, in which a schedule for the trains is design. The users can be transferred on the line number two, taking into account a metrobus, metro and a light rail station where users can change their direction in order to reach their destination, it becomes a complex combinatorial problem NP-Hard because of the different decisions that the user may choose.

The literature review was conducted in order to apply the simulated annealing to solve the problem of intermodal passengers transport, however it showed a great lack of examples in terms of implementation. Therefore, as a starting point the commonly used parameters were taken and gradually adjusts them in order to get and optimal performance of the algorithm operation.

RESUMEN

La optimización global de un sistema complejo que implica la expedición y la programación de varios vehículos y pasajeros, así como programas de diseño no han sido rigurosamente estudiadas en el pasado. Según Payes, Jayakrishnan y Cortés [41] una nueva clase de problemática dinámica denominada "Mass Transport Vehicle Routing Problem" (MTVRP) se ha venido desarrollando, en la que los vehículos donde n (dado la capacidad) se remiten en tiempo real en diferentes medios para cargar y transportar pasajeros cuando ambos n y m son muy grandes.

El problema propuesto de minimización en los tiempos de espera de los usuarios del metro de la ciudad de México que aborda un problema dinámico, en el cual se trata de diseñar un calendario para los trenes, los cuales deben transferir a los usuarios sobre la línea # 2, tomando en cuenta la intermodalidad del metrobus, tren ligero y tres estaciones en las cuales los usuarios podrán cambiar su dirección con el fin de llegar a su destino, se vuelve un problema combinatorio de complejidad NP-Difícil por los diferentes decisiones que el usuario escoger.

La revisión bibliográfica que se llevo a cabo para conocer la aplicación del recorrido simulado para resolver el problema del transporte intermodal de pasajeros mostró una gran carencia de ejemplos en cuanto a su implementación. Por lo anterior se toman como punto de partida los parámetros comúnmente utilizados para la operación del algoritmo y progresivamente ajustarlos para obtener mejores resultados.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	2
TABLA DE FIGURAS.....	5
TABLA DE ANEXOS	6
1. INTRODUCCIÓN.....	7
1.1 JUSTIFICACIÓN.....	9
1.1.1 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN.....	10
1.1.2 HIPÓTESIS.....	10
1.1.3 APOORTE DE LA INVESTIGACIÓN.....	10
1.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.....	11
1.3 MAPA CONCEPTUAL DE LA INVESTIGACIÓN.....	13
2. ESTADO DEL ARTE.....	14
2.1 TENDENCIAS ENTRE EL 2005-2009.....	14
2.1.1 HERRAMIENTAS PARA LA TOMA DE DECISIONES.....	15
2.2 TÉCNICAS TRADICIONALES DE OPTIMIZACIÓN.....	21
2.2.1 PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA.....	22
2.3 COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL.....	23
2.4 TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS.....	27
2.4.1 COMPUTO EVOLUTIVO.....	31
2.4.2 BÚSQUEDA TABÚ.....	33
2.4.3 UMBRALES DE ACEPTACIÓN.....	34
2.4.4 RECOCIDO SIMULADO.....	35
2.5 TRANSPORTE INTERMODAL DE PASAJEROS.....	41

3. METODOLOGÍA.....	46
3.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN.	46
3.2 METODOLOGÍA DE APLICACIÓN PROPUESTA PARA LA DISMINUCIÓN EN LOS TIEMPOS DE ESPERA EN EL SISTEMA DE TRANSPORTE COLECTIVO METRO DE MÉXICO D.F.	47
3.3 UNIDAD DE ANÁLISIS.	47
3.4 INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS.	48
3.5 ANÁLISIS DE DATOS.....	49
4. DESARROLLO DEL MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA.	52
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	56
5.1 RESULTADOS OBTENIDOS.....	56
6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.	63
6.1 CONCLUSIONES.	63
6.2 TRABAJO FUTURO.....	64
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	67
8. ANEXOS.....	71

TABLA DE FIGURAS

1. INTRODUCCIÓN.....	7
Figura 1-1. Mapa Conceptual de la Investigación.	13
2. ESTADO DEL ARTE.	13
Figura 2-1. Artículos publicados en Revistas Científicas sobre la Administración de la Cadena de Suministro.....	15
Figura 2-2. Principales herramientas utilizadas en la Administración de la Cadena de Suministro.....	16
Figura 2-3. Metaheurísticos: Aplicaciones en la Administración de la Cadena de Suministro.....	20
Figura 2-4. División de clases de complejidad.....	24
Figura 2-5. Representación de clase de problemas NP	26
Figura 2-6. Taxonomía de las Metaheurísticas de Búsqueda	29
Figura 2-7. Algoritmo básico de Recocido Simulado para minimización	38
3. METODOLOGÍA.....	13
Figura 3-1. Sistema de Transporte Colectivo.	48
Figura 3-2. Demanda de viajes de tránsito entre cada estación de la línea número 2 (2007).	49
Figura 3-3. Dos posibles comportamientos del usuario sobre la elección del modo de transporte.	50
Figura 3-4. Ejemplo de la calendarización de las líneas estudiadas.	51
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	13
Figura 5-1. Comparación MILP vs S.A.....	57
Figura 5-2. Variabilidad en la búsqueda.....	59
Figura 5-3. Velocidad de convergencia.....	59
Figura 5-4. Disminución de la Temperatura.....	60
Figura 5-5. Probabilidad de escoger peores soluciones (S.A 4).	61
Figura 5-6. Comparación de las cuatro instancias estudiadas.	61
Figura 5-7. Tiempo promedio de ejecución del algoritmo (S.A 4).	61
Figura 5-8. Tiempo promedio de espera.....	62

TABLA DE ANEXOS

Anexo A. Pasajeros Transportados vs Energía Eléctrica Consumida (Pasajeros/KWH).	72
Anexo B. Evolución del gasto total Per Cápita de la Secretaría de Comunicaciones y Transportes (1980-2008)	73
Anexo C. Demanda de viajes de tránsito entre cada estación de la línea número 2 (2007).....	74
Anexo D. Distancia que debe de recorrer el usuario para cambiar de tren en línea número 2.....	75
Anexo E. Tiempo promedio de viaje de línea número 2 en cada estación.....	76
Anexo F. Parámetros de Recocido Simulado.	77

1. INTRODUCCIÓN.

El nacimiento del metro, a tracción eléctrica que se desplaza por un circuito propio exclusivo en un contexto urbano, se remonta a 1890, año en que se inaugura la primera línea en Londres. Desde entonces, unas 120 ciudades pobladas urbanas de Europa, Asia y América se han ido uniendo al grupo de ciudades que cuentan con metro. En África, El Cairo es la única ciudad que forma parte de ese grupo, mientras que en Oceanía sólo existen tranvías o metros ligeros [1].

Se denomina metro (de ferrocarril metropolitano) o subterráneo (de ferrocarril subterráneo) a los «*sistemas ferroviarios de transporte masivo de pasajeros*» que operan en las grandes ciudades para unir diversas zonas de su término municipal y sus alrededores más próximos, con alta capacidad y frecuencia, los cuales están alejado de otros sistemas de transporte. El metro, creado en sus principios para hacer frente a la congestión del tránsito urbano en las grandes ciudades, ya no se limita a desempeñar la función de una infraestructura de transporte, sino que se ha convertido en una obra urbana estructurada del entorno sobre la cual se desarrolla una política de movilidad así como factor esencial para una mayor calidad de vida [1].

Partridge [2] muestra el impacto que tiene el Metro sobre la cantidad de puestos de trabajo en las ciudades de Estados Unidos. Específicamente, se presentó que el cambio porcentual en la cantidad de empleos entre los años 1990 y 2004, para ciudades sin líneas de metro, fuera del 18,1%, mientras que en ciudades con metro el cambio fue de 35,8%. También se demuestra en este trabajo que la distancia media de viaje en ciudades con metro

tiende a reducirse con el tiempo, debido a la relocalización de actividades como comercio, servicios y vivienda. Este cambio en las localizaciones en torno al metro se traduce en menores costos de combustible, menores tiempos de viaje contaminación y congestión.

Por su parte Litman [3] presenta una serie de comparaciones entre ciudades en Estados Unidos con y sin líneas de metro o trenes ligeros (TL). Para efectuar el análisis comparativo, se definieron tres tipos de ciudades: a) Trenes grandes t (TG): ciudades en que el metro o los TL representan más del 50% de los viajes en transporte público; b) Trenes pequeños (TP): ciudades en que el Metro o los TL representan menos del 50% de los viajes en transporte público; c) Solo bus (SB): ciudades en que no tienen ni Metro ni TL. Se demostró [3] que la expansión de los trenes urbanos o metro generan cambios en la localización de actividades, modificando usos de suelos de tal forma que se reduce la distancia media de los viajes en automóvil, generando beneficios como menor contaminación y congestión es decir, más líneas de metro generan viajes más cortos en auto, aunque los usuarios de auto no usen el metro; esto, debido al impacto del metro en el sistema de actividades.

Por otra parte, se ha observado que en promedio [4] los usuarios de un nuevo proyecto de metro, un 70% proviene de los autobuses, un 15% son antiguos usuarios del automóvil y un 15% es nueva demanda, es decir, viajes que antes de existir el metro simplemente no se realizaban. En el trabajo de Knowles [5] se estimó que la demanda inducida por un tren ligero en Manchester fue superior al 20%, mientras que Monzón [6] estimo una demanda inducida en un 25% producto a una nueva línea de metro en Madrid. En el metro de Atenas se detectó que un 16% de los usuarios provenía del automóvil [7] mientras que en el caso de Madrid la cifra se estimó en un 26% en el caso de un tren suburbano [6]. En síntesis, más líneas de metro significan más viajes, más actividades y más crecimiento.

Al final queda expuesta la necesidad de continuar con estos tipos de trabajo de investigación para determinar directrices y la adopción de políticas para el eficiente uso de este sistema, de tal forma que este trabajo de investigación tiene como objetivo explorar en una etapa inicial los factores clave que inciden en la mejora del nivel de servicio para poder desarrollar técnicas y aplicaciones de la inteligencia artificial en particular el recocido simulado en conjunto con la programación lineal entera, las cuales contribuyan a disminuir los tiempos de espera en el

Sistema de Transporte Colectivo Metro de México Distrito Federal. Esperando contribuir afinar el proceso de toma de decisiones, se realiza el presente trabajo de investigación.

1.1 JUSTIFICACIÓN.

Cuando se reflexiona sobre la importancia del transporte público y/o masivo es de vital importancia reconocer que esté forma parte de la vida diaria de millones de personas, que además representa una solución casi inmediata al problema del transporte en el mundo entero, evitando consigo el deterioro ambiental que potencialmente podría representar la movilidad de millones de personas de forma individual.

Durante los últimos treinta años, los gobiernos han subsidiado la industria del transporte público, permitiendo un aumento en el uso de estos servicios. Lamentablemente, estos subsidios han aislado al transporte público de la plaza del mercado y han sido una causa en la caída de la productividad [8]. El Sistema de Transporte Colectivo Metro de México D.F es un claro ejemplo de esta afirmación, ya que se puede apreciar como el consumo energético crece desproporcionadamente a medida que la demanda del mismo aumenta [9] (véase el Anexo A). Es necesario destacar que la caída de la productividad en el transporte público ocurre en un momento en que la productividad ha aumentado rápidamente en muchas otras industrias (incluso las industrias relacionadas con el transporte). Sin embargo, de acuerdo con cifras de la Secretaría de Comunicación y Transporte, hoy en día el gobierno Mexicano está tratando de reducir el gasto/subsidio para el sector transporte [10] (véase el Anexo B) y, por lo tanto, las agencias deberán ser más productivas para poder competir en un mercado más dinámico.

Según Nash [8], hay dos problemas relacionados con la investigación que pueden obstaculizar la aplicación de estrategias para el aumento de la eficiencia en el transporte público y la productividad. En primer lugar, no hay suficiente detalle en la investigación sobre las estrategias individuales y los programas de aplicación. En segundo lugar, la investigación disponible no está organizada en un formato fácilmente accesible a la práctica de los planificadores. Hay que tomar en cuenta que la información es la base para una buena planificación, ya que si es posible cuantificar los beneficios de un programa es más probable que un proceso de información pueda

utilizarse para determinar si se implementa el programa o no.

1.1.1 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN.

Según lo expuesto anteriormente las siguientes preguntas son claves para razonar el planteamiento del problema y la solución del mismo:

- ¿Cuáles son las tendencias actuales en el mundo logístico y qué tipos de herramientas se utilizan para dar solución a estos problemas?
- ¿Qué características útiles poseen las metaheurísticas y por qué recocido simulado se presenta como una buena opción para este tipo de problemas?
- ¿A qué tipo de solución se podría llegar para mejorar el sistema considerando el metrobus y tren ligero?

1.1.2 HIPÓTESIS.

Es capaz la aplicación de Recocido Simulado de establecer una mejor calendarización de los trenes que ofrezca beneficios a los usuarios al minimizar el tiempo de espera en comparación con la que se utiliza actualmente en el Sistema de Transporte Colectivo Metro de la Ciudad de México.

1.1.3 APORTE DE LA INVESTIGACIÓN.

Desarrollar e implementar técnicas y aplicaciones de la inteligencia artificial particularmente el recocido simulado en conjunto con la programación lineal, infiriendo posteriormente acciones de mejoras a otras líneas las cuales conserven las características, directrices y tendencias a las líneas estudiadas, considerando la interacción intermodal del metro ligero y metrobus contribuyendo a disminuir los tiempos de espera en el Sistema de Transporte Colectivo Metro de México Distrito Federal.

1.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.

La propuesta para construir el metro en la capital mexicana surge en los años cincuenta, pero no sería hasta la regencia de Alfonso Corona del Rosal cuando se da la luz verde para la construcción de un sistema de transporte masivo para la Ciudad de México.

Esto se debe en parte a la visión del entonces regente de la ciudad Ernesto P. Uruchurtu (conocido como "El Regente de Hierro"), quien mejor apostó en desarrollar mejor un sistema de vías rápidas, como en la ciudad de Los Ángeles, anulando así la posibilidad de desarrollar un sistema de transporte masivo, y concentrarse mejor en el famoso sueño americano de desplazarse íntegramente por medio de automóviles.

El 29 de abril de 1967 se decreta en el Diario Oficial de la Federación la construcción del metropolitano de la Ciudad de México, controlado por una entidad dependiente del entonces Departamento del Distrito Federal, denominado "Sistema de Transporte Colectivo". La construcción iniciaría el 19 de junio del mismo año. Es hasta dos años después, el 4 de septiembre de 1969, cuando se inaugura el primer tramo de 11.5 kilómetros y 16 estaciones, entre las estaciones Zaragoza y Chapultepec. En el transcurso de los dos siguientes años, se inaugurarían las líneas dos y tres, así como ampliar la existente línea uno hasta su presente terminal en Observatorio [9].

La línea dos se inauguraría en dos partes: el tramo entre Pino Suárez y Taxqueña se inauguraría en agosto de 1970 (funcionó parcialmente durante el mundial de fútbol de 1970), para luego integrarse el tramo entre Pino Suárez y Tacuba en septiembre de ese año. La línea tres entraría en funcionamiento en noviembre de 1970, entre Tlatelolco y Hospital General [9].

Desde ese entonces, el metro de la Ciudad de México ha estado expandiéndose constantemente. En ocasiones ha llegado a un ritmo de crecimiento de 1 kilómetro por mes (ritmo de expansión hasta hace poco superado por los proyectos de extensión de Madrid y Seúl), pero a través de poco más de 30 años de existencia ha abarcado paulatinamente diversas áreas de la ciudad

[1]. El metro ya está posicionado como un punto de referencia familiar para cualquier habitante de la ciudad más grande del planeta.

El metro de la Ciudad de México tiene actualmente una longitud de 201.7 km. Dicha longitud no incluye la línea de tren ligero que funciona en el sur de la ciudad (Cuenta con 18 estaciones, con 18 km de Taxqueña a la estación Embarcadero).

Cuenta con 11 líneas, la cual está integrado por diez modelos diferentes de trenes sobre neumáticos como algunas líneas en París y en los metros de Montreal y Santiago de Chile, excepto la línea A, la cual tiene rieles de acero estándar [9]. Es el primer sistema que usa símbolos y colores para identificar sus estaciones. El metro de la ciudad de México es el sistema más barato en el mundo, y tiene una de las más grandes estaciones de transferencia en el mundo: Pantitlán, que es terminal de las líneas 1, 5, 9 y A.

Para comprender la magnitud y la importancia de la mejora del sistema de líneas de metro de la Ciudad de México basta mencionar la cobertura y la dimensión del mismo. Solo en el año 2008 según cifras del Sistema de Transporte Colectivo-Metro de la Ciudad de México el total de pasajeros transportados alcanzo los 467 millones 362 mil 893 usuarios [11]. Así mismo, contabilizando el recorrido en kilómetros de todas las líneas de metros, este dato sería el equivalente a girar alrededor de la tierra mil ciento ocho veces [12].

Sin embargo es importante señalar que esta primera aproximación se delimita a estudiar las estaciones de las línea de metro número 2, con el propósito de inferir posteriormente las acciones de mejoras a otras líneas las cuales conserven las características, directrices y tendencias a las líneas estudiadas, considerando la interacción intermodal del metro ligero y metrobus.

Es de gran relevancia mencionar que hasta el momento los estudios y/o investigaciones no han sido capaces de determinar un comportamiento predeterminado de los usuarios del transporte intermodal. En esta investigación se propone un modelo sistémico que apoyado en un sistema computacional determine los aspectos de mejora en la disminución en los tiempos de espera de los usuarios en las estaciones de las líneas de metro de la Ciudad de México.

De tal forma que, los resultados el presente trabajo de investigación contribuirán a los esfuerzos que hasta el día de hoy se han realizado para comprender y optimizar estos conceptos. El

presente trabajo de investigación tendrá como fin desarrollar una estrategia de mejora en los tiempos de espera para los usuarios del servicio, mejorando con esto la eficiencia, de las líneas de transporte colectivo en la Ciudad de México.

1.3 MAPA CONCEPTUAL DE LA INVESTIGACIÓN.

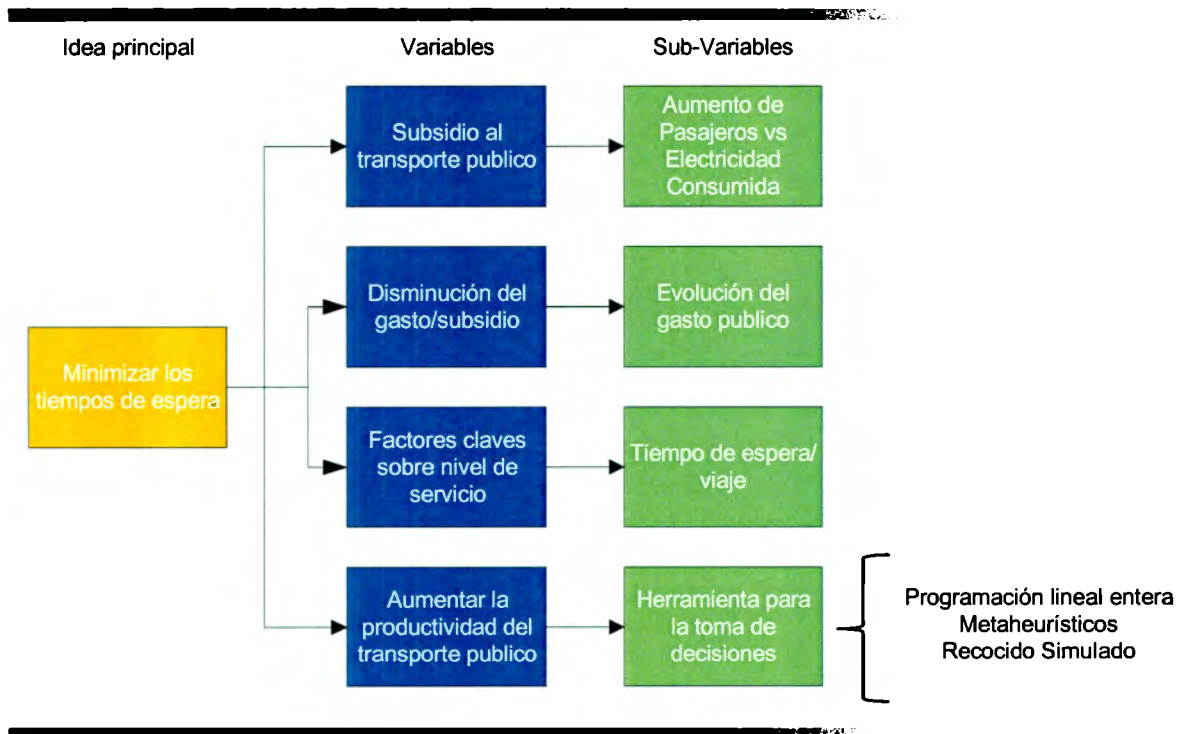


Figura 1-1. Mapa Conceptual de la Investigación.

En la figura 1 se presenta el mapa mental el cual es la guía base para llevar a cabo el proceso de investigación de esta tesis.

2. ESTADO DEL ARTE.

2.1 TENDENCIAS ENTRE EL 2005-2009.

Para poder identificar cuáles son las directrices o tendencias en el desarrollo logístico en el mundo durante los últimos cinco años, se procedió a recabar información de las publicaciones científicas en las principales revistas del área, tales como; European Journal of Operational Research, Computers and Industrial Engineering, Operation Research Letters, Omega, Interfaces, Operations Research, Management Science, Transportation Research y Intelligent Transportation Systems. En una primera aproximación se identificó que el 88% de las publicaciones se han hecho en las revistas European Journal of Operational Research y Computers and Industrial Engineering. En la Figura 2 se representa lo expuesto anteriormente.

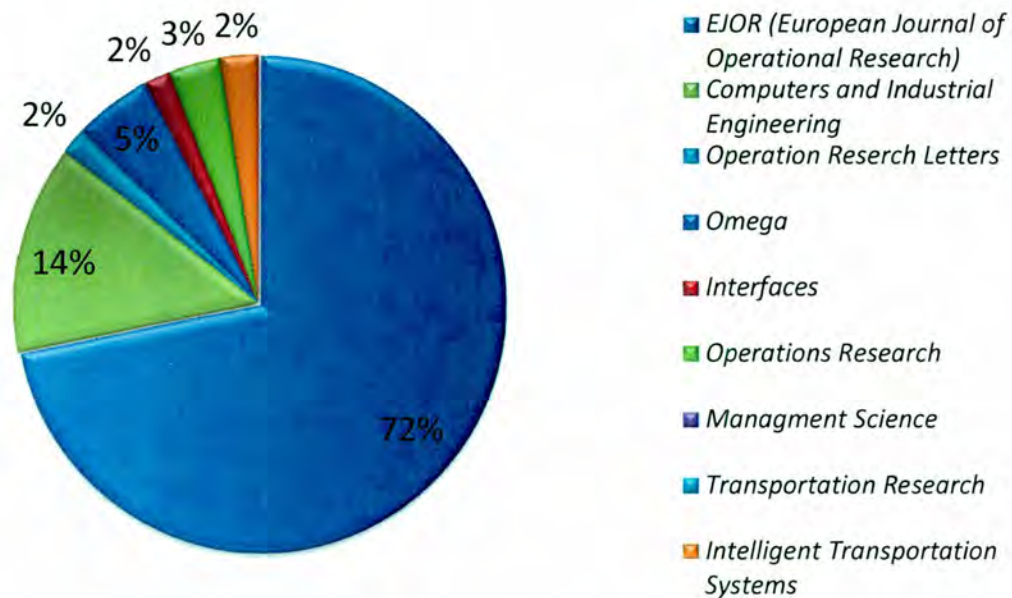


Figura 2-1. Artículos publicados en Revistas Científicas sobre la Administración de la Cadena de Suministro.

Así mismo, es claro el crecimiento del estudio logístico, ya que fue en el 2009 cuando se registra la mayor tasa de crecimiento desde el 2005. Un incremento de hasta un 59% de publicaciones realizadas durante el 2009 en comparación con el año 2008 manifiesta una tendencia creciente, el reciente interés y las áreas de oportunidades en este campo.

2.1.1 HERRAMIENTAS PARA LA TOMA DE DECISIONES.

Para resolver los problemas logísticos a nivel empresarial o público se han utilizado diferentes criterios de decisión, herramientas, así como tipos de información como por ejemplo; SAP, ERP, CRM. Según la exploración realizada en nueve de las mayores revistas científicas enfocadas en transporte, se han utilizado elementos tanto cualitativos y cuantitativos. Estas herramientas han proporcionado diversos tipos de apoyo a los tomadores de decisiones en todos los ámbitos, incluidos ingenieros, analistas de proyectos, organismos públicos, consultores, procesos de fabricación, financieros, analistas económicos por mencionar algunos.

Lourenço [13] menciona que la clave del éxito en la administración de la cadena de suministro

requiere un fuerte énfasis en la integración de las actividades, la cooperación, la coordinación y el intercambio de información en toda la cadena, desde proveedores hasta los clientes. Para poder responder al reto de la integración surge la necesidad de sofisticados sistemas de apoyo a decisiones, basado en potentes modelos matemáticos y técnicos de solución, junto con avances tecnológicos, de información y comunicación.

Los métodos cualitativos para la toma de decisiones se utilizan para la identificación, evaluación y búsqueda de las soluciones a los problemas que surgen en el funcionamiento de cualquier sistema. Concretamente deben resolver problemas que lleven a la mejora de la eficiencia de sistemas simples o complejos, para lo cual puede se apoya en los métodos cuantitativos para tomar decisiones acertadas que conduzcan a la buena marcha del sistema estudiado. La siguiente Figura (Figura 3) muestra la relación de las herramientas utilizadas durante el 2005 al 2009.

Gracias a la investigación exploratoria que se llevó a cabo en nueve de las mayores revistas científicas dedicadas al transporte se determinó cuáles son las herramientas u estrategias que más han sido aplicadas desde el 2005 hasta el 2009

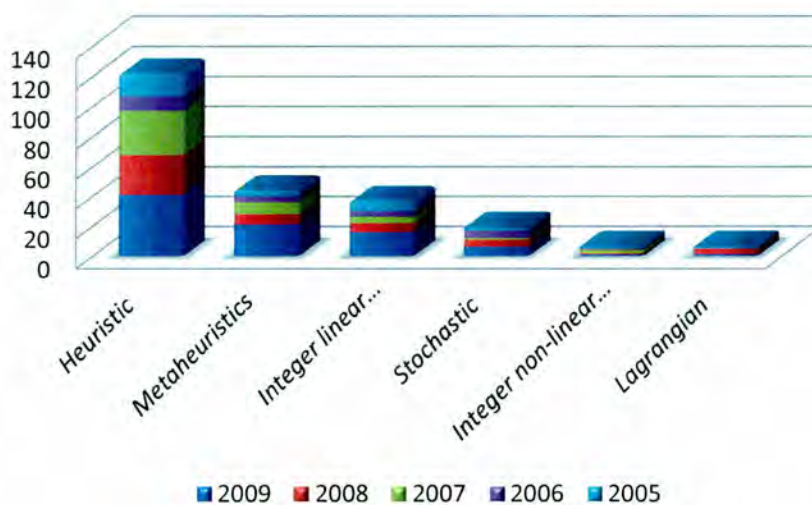


Figura 2-2. Principales herramientas utilizadas en la Administración de la Cadena de Suministro.

La mayor parte de los problemas son atacados con métodos heurísticos representando hasta un 52 por ciento sobre el total de los problemas. Los metaheurísticos son los segundos más usados,

llegando a representar un 18 por ciento, sin embargo cabe mencionar que es hasta el año 2009 cuando estos han empezado hacer más utilizados, ya que con respecto al año anterior, se incrementó la aplicación de estas herramientas hasta en un 47 por ciento sobre el total de los casos. Seguidamente las aplicaciones a las resoluciones de problemas con la implementación de la programación lineal se presentan con un 15 por ciento. Así mismo, se utiliza también modelos estocásticos pero con menos afluencia, llegando a representar solamente el 8 por ciento. Finalmente el uso de otras dos herramientas se hace presente, pero con apenas un 2.5 por ciento, estas son programación no lineal y el método de relajación de Lagrange.

Lourenço [13] además, menciona lo que anteriormente se demostró, afirmando que el área de técnicas heurísticas ha sido objeto de estudios intensivos en las últimas décadas. Técnicas nuevas y poderosas han sido propuestas para resolver problemas difíciles, con métodos metaheurísticos. De tal forma que existe la necesidad de un sistema más robusto en la toma de decisiones logísticas para poder responder rápidamente a los nuevos problemas de los sectores público y privado, tomando en cuenta los avances en el área de los metaheurísticos, ya que estos pueden proporcionar una respuesta eficaz a problemas complejos [13].

De lo antes mencionado se acota la región sobre la herramienta de resolución que se utilizara para este proyecto. Introduciéndose cada vez más a las técnicas metaheurísticas que se han utilizado en los últimos cinco años para la resolución de problemas logísticos

La cadena de suministro es una compleja red de instalaciones y organizaciones con actividades interrelacionadas pero con objetivos diferentes y contradictorios. Muchas compañías están interesadas en el análisis de su cadena de suministro como un único sistema, para poder mejorar sus negocios. Sin embargo, en la mayoría de los casos la tarea del diseño, análisis y gestión de la cadena de suministro que se ha basado en la intuición y experiencia; muy pocos modelos analíticos y herramientas de diseño se han utilizado en el proceso.

Una vez más se consultó las principales revistas científicas como resultado se pudo evaluar que son cuatro las técnicas que más sobresalen; Algoritmos Genéticos y la búsqueda Tabú representando un 68 por ciento de las técnicas utilizadas. Seguidamente se ha utilizado la Optimización de Colonia de Hormigas (tiene su fuente de inspiración en el comportamiento de las hormigas reales, que minimizan el recorrido entre su colonia y cualquier fuente de

abastecimiento, basándose fundamentalmente en los rastros de feromona que van dejando a su paso) y la búsqueda de vecindad "*Neighbourhood Search*" (utilizado como un método de búsqueda local, recurriendo a una función de objetivo dinámica), ambas técnicas poseen un representación del 10.5 por ciento sobre todas las técnicas utilizadas. Es importante nuevamente mencionar, que la implementación de estas técnicas representa un incremento significativo en el año 2009 de hasta un 75 por ciento de los casos. Lo que reafirma una vez más el creciente interés por el uso de estas técnicas (Ver figura 4).

Tres tipos de problemas son los más destacados; problemas de ruteo, los cuales representan el 30 por ciento de los casos estudiados. diseño de cadenas de suministro ocupa el segundo lugar con un 20 por ciento y problemas de tipo distribución con un 10% . La siguiente Figura (Figura 4) hace referencia y detalla la aplicación de las técnicas metaheurísticas en la administración de la cadena de suministro.

En el mundo logístico de hoy en día un nuevo concepto empieza a reseguir: "logística en las ciudades". Taniguchi [14] define este concepto como "*el proceso completo de optimización de la logística y las actividades de transporte por empresas privadas en las zonas urbanas, teniendo en cuenta el entorno del tráfico, congestión y consumo de energía en el marco de una economía de mercado*".

Barceló, Grzybowska y Pardo [15] afirman que la distribución de los productos basados en los servicios por carretera en las zonas urbanas contribuye a la congestión de tráfico, genera impactos ambientales y en algunos casos, incurre en elevados costes de logísticos. Además, las distintas partes interesadas en las aplicaciones pueden tener objetivos potencialmente contradictorios. Las empresas industriales, transportistas de carga, se han establecido de forma individual para satisfacer las demandas de los consumidores que buscan maximizar la eficacia de la empresa y, en consecuencia desde el punto de vista social, el sistema resultante de logística es ineficiente desde el enfoque social y ambiental.

Como consecuencia, el diseño y evaluación de las solicitudes de la logística en las ciudades requieren un marco integrado en el que todos los componentes podrían trabajar juntos. Por lo tanto estos modelos deberán incluir los componentes principales de las solicitudes de logística en las ciudades, como ruteo de vehículos y modelos de gestión de flota, además de ser capaz de

incluir también los aspectos dinámicos de la red de carreteras subyacente, tomando en cuenta las aplicaciones tecnológicas.

La logística en las ciudades a pesar de ser un renaciente concepto representa al menos el 42 por ciento de los casos estudiados desde el 2005 hasta el 2009. Esto significa que el campo de oportunidad en esta área está en crecimiento. Barceló, Grzybowska y Pardo [15] aseguran que algunas de las propuestas metodológicas realizadas hasta ahora se basan en una integración de rutas de vehículos y modelos de distribución, estos se apoyan a su vez en modelos de simulación dinámica de tráfico, que emulan las condiciones reales del tráfico en cada momento, proporcionando las estimaciones en intervalos de tiempo de viaje actuales, colas, etc. en cada eslabón de la red de carreteras, es decir, la información que será utilizada por el modelo logístico.

Con base a esta revisión se demuestra la necesidad latente al aporte de temas de investigación referente al traslado y movimientos de pasajeros utilizando más de un modo de transporte, ya que la carencia de los mismos es totalmente evidente.

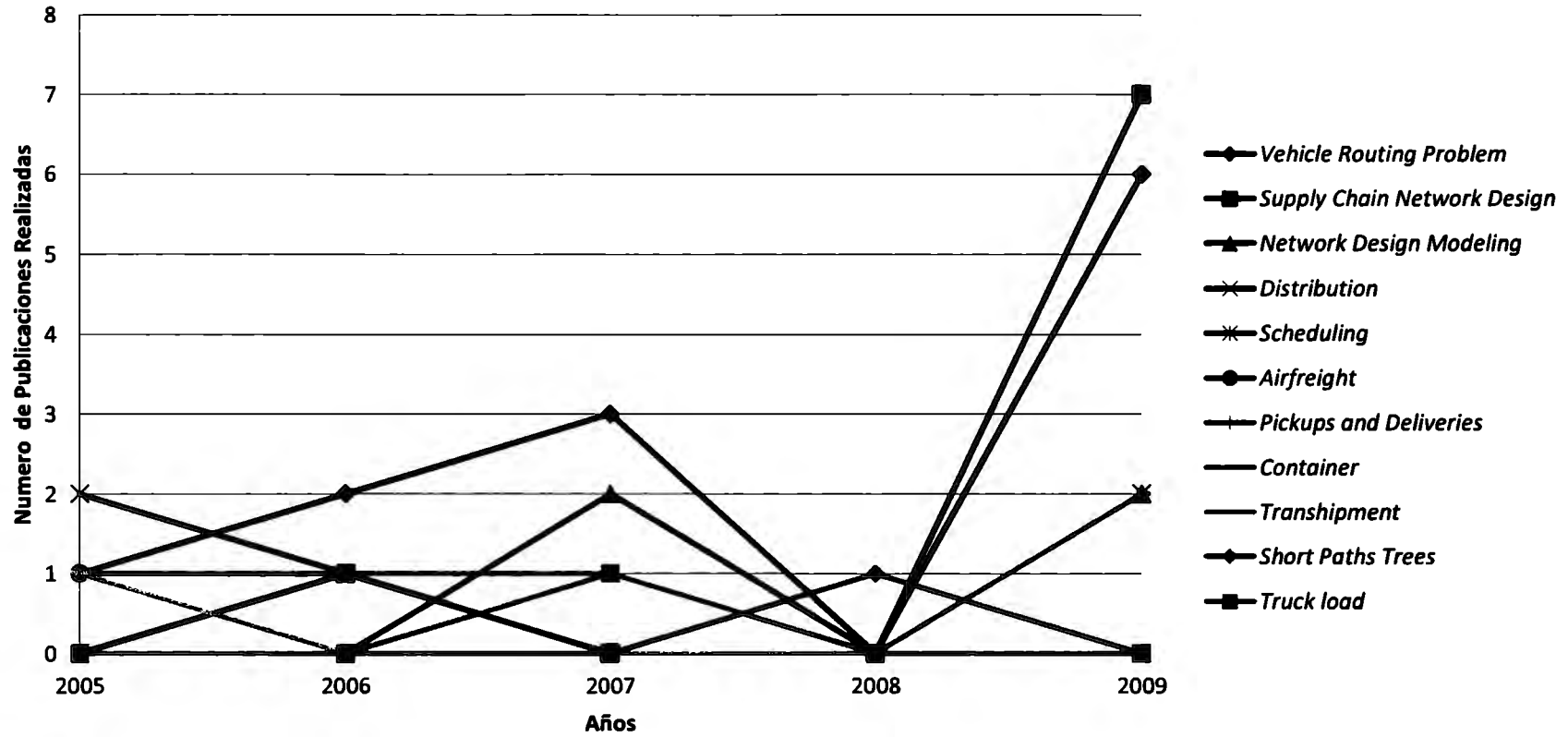


Figura 2-3. Metaheurísticos: Aplicaciones en la Administración de la Cadena de Suministro.

2.2 TÉCNICAS TRADICIONALES DE OPTIMIZACIÓN.

Antes de poder entender lo que se pretende evaluar es necesario idealizar los conceptos y herramientas que se mencionaran durante el desarrollo del trabajo de investigación tales como; técnicas clásicas de optimización, programación lineal entera, la complejidad computacional que implica cuando un problema de optimización adquiere más variables de decisión. el computo evolutivo que surge de la necesidad de afrontar este tipo de problemas y las diferentes tipos de técnicas metaheurísticas utilizadas, en especial la concentración de recocido simulado para la solución del problema planteado en esta tesis de investigación.

Existen muchas técnicas clásicas para resolver problemas con ciertas características específicas (por ejemplo, funciones lineales con una o más variables). Es importante saber al menos de la existencia de estas técnicas, pues cuando el problema por resolverse se adecua a ellas, no tiene ningún sentido usar heurísticas.

Por ejemplo, para optimización lineal, el método simplex sigue siendo la opción más viable [16]. Para optimización no lineal, hay métodos directos (p. ej. la búsqueda aleatoria) y métodos no directos (p. ej., el método del gradiente conjugado). Uno de los problemas de las técnicas clásicas de optimización es que suelen requerir información que no siempre está disponible. Por ejemplo, métodos como el del gradiente conjugado requieren de la primera derivada de la función objetivo. Otros, como el de Newton, requieren además de la segunda derivada. Por tanto, si la función objetivo no es diferenciable (y en algunos casos, ni siquiera está disponible en forma explícita), estos métodos no pueden aplicarse.

Teniendo en cuenta que el problema propuesto trata una optimización combinatoria, en esta tesis de investigación se evalúa la formulación de un modelo de programación lineal entera (partiendo de investigaciones previas), el cual es de vital importancia para el desarrollo y solución del problema propuesto.

2.2.1 PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA.

La programación lineal fue desarrollada por Von Neumann, Kantorovich, Leontief y Koopmans [16]. Desde que fue propuesta en 1947 (poco después de la segunda guerra mundial) la programación lineal y todas sus posibles extensiones han sido ampliamente usadas. Análisis matemáticos, numéricos, económicos, administrativos, operacionales, etc. han sido escritos sobre la funcionalidad de este tema. La programación lineal se utiliza para optimizar las técnicas que representan un proceso y que pueden ser expresadas como ecuaciones matemáticas lineales. En esencia trata de maximizar y/o minimizar una función lineal de dos o más variables teniendo en cuenta que las mismas deben cumplir determinadas exigencias derivadas de la escasez de recursos disponibles en la realidad.

La programación lineal entera (PLE) es el conjunto de problemas de programación lineal para los cuales todas o parte de sus variables pertenecen a los números enteros. Se pudiera pensarse que los métodos de obtención de soluciones a problemas de programación lineal entera pudieran ser menos difíciles que los de programación lineal generales, pero resulta lo contrario.

Es necesario recordar que un modelo es una abstracción de la realidad y no la realidad misma. Por tanto, en cierto sentido es una representación incompleta de la realidad, en donde se pretende ganar entendimiento y definición de la estructura del sistema en el cual se tiene el problema, cediendo a cambio cierta cantidad de realidad. El modelo general de la programación lineal entera tiene entonces ciertas suposiciones y limitaciones implícitas, de las cuales se debe estar consciente.

Los modelos de programación lineal entera pueden clasificarse en tres grupos:

- Entero completamente. Todas las variables de decisión son enteras.
- Mixto. Algunas de las variables son enteras, las otras no.
- Binario. Las variables solo toman los valores 0 ó 1.

Para la resolución de los problemas de programación lineal entera existen diferentes estrategias. Los métodos exactos son los que encuentran, si existe, el óptimo absoluto. Muchos de estos métodos parten de la resolución del modelo dejando a un lado las restricciones enteras y buscando el mejor valor para las variables reales. A partir del

supuesto de que la solución entera no debe estar muy lejos, se aplican diferentes técnicas que permiten llegar al óptimo entero. Los algoritmos que permiten resolver los problemas restringidos a enteros son más complejos y requieren mucho más tiempo computacional.

Existen también técnicas que construyen parcialmente una solución a un problema. Por ejemplo, la programación dinámica y el método de ramificación y búsqueda (*branch & bound*). Cuando se enfrenta a un cierto problema de optimización, si la función a optimizarse se encuentra definida en forma algebraica, es importante intentar resolverla primero con técnicas clásicas, antes de utilizar cualquier heurística.

Cuando se enfrentan espacios de búsqueda tan grandes como en el caso del problema del viajero, y que además los algoritmos más eficientes que existen para resolver el problema requieren tiempo exponencial, resulta obvio que las técnicas clásicas de búsqueda y optimización son insuficientes. Es entonces cuando se recurre a las “heurísticas”.

2.3 COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL.

Existen problemas matemáticos bien definidos para los cuales no se cuenta con algoritmos. Turing demostró que tales problemas sin decisión existen. Un problema típico es el problema de paro (halting): Dado un programa de computadora con su entrada, ¿este siempre para? Turing probó que no hay algoritmos que resuelvan correctamente todas las instancias de este problema [17].

Debido a que los recursos siempre son restringidos en la búsqueda de la solución de los problemas dentro de las computadoras, se adquiere una clase de complejidad de acuerdo al tiempo y espacio de memoria requerida, según esto se puede determinar los recursos necesarios para una gran cantidad de problemas importantes conocidos en varias áreas de las matemáticas así como el desarrollo de eficientes algoritmos, lo cual permite clasificarlos en alguna de las clases de complejidad existentes [18]. Los problemas pueden estar dentro de una división de clases de complejidad conocidas en la actualidad, siendo hoy por hoy una de las más importantes, identificadas como P, NP, NP-completo y NP-Difícil.

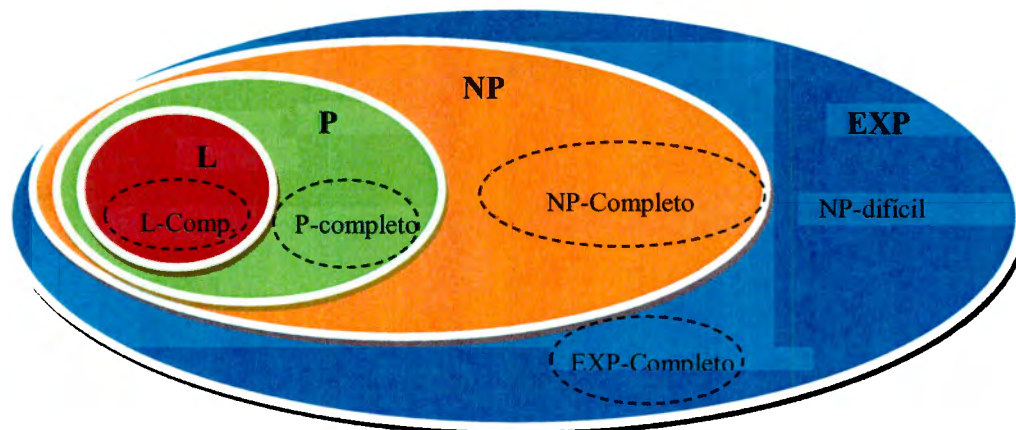


Figura 2-4. División de clases de complejidad.

Clase P. Los algoritmos de complejidad polinómica son tratables en el sentido que suelen ser abordables en la práctica. Los problemas para los que se conocen algoritmos con esta complejidad forman la clase P. Aquellos problemas para los que la mejor solución que se conoce es de complejidad superior a la polinómica, son problemas intratables.

Clase NP. Algunos de estos problemas intratables pueden caracterizarse por el curioso hecho de que puede aplicarse un algoritmo polinómico para comprobar si una posible solución es válida o no. Esta característica lleva a un método de resolución no determinista el cual consiste en aplicar heurísticos para obtener soluciones hipotéticas que se van desestimando (o aceptando) a ritmo polinómico. Los problemas de esta clase se denominan NP (la N de no-determinísticos y la P de polinómicos).

Todos los problemas NP tienen en común que se puede conjeturar la solución con la potencia de la instrucción de opción no determinista y que es posible en tiempo polinómico verificar la posible solución. Pero, cuando no se puede ir a “tiro hecho” hay que recorrer todas las posibles soluciones y eso supone un coste exponencial.

Dado que un algoritmo no determinista de tiempo polinómico no es más que una “herramienta conceptual” no se puede usar en la práctica. No hay lenguaje de programación que incluya una instrucción de opción no determinista. ¿Por qué no usar la clase EXP? porque $NP \subseteq EXP$, es decir hay problemas EXP que no están en NP.

La clase NP está compuesta por la subclase NP-completo y NP-difícil. Los problemas de la subclase NP-completo son los últimos de la clase NP por lo que solamente podrán resolverse en tiempo polinómico si se demuestra que $P = NP$. Las técnicas usadas para “resolver” este tipo de problemas desde el punto de vista de la programación son:

- Aproximación: si la solución exacta es intratable, siempre se podrá llegar a un consenso del intervalo que se considera “solución”.
- Caso especial: probar hasta dar con una entrada que permita conseguir una solución en tiempo polinómico.
- Coste medio temporal: en lugar de solucionar para el tiempo completo acotar el problema temporalmente para obtener una “solución”.
- Heurística: usar la probabilidad para obtener una “solución”.
- Acotar la entrada: usar algoritmos exponenciales para entradas reducidas “artificialmente”

Clase NP-completos. En 1971 Cook demostró que hay problemas NP que son especialmente difíciles, son los denominados NP-completos, el problema de satisfacibilidad booleana que fue el primero en ser identificado como perteneciente a esta clase [19] (trata de un problema donde interesa saber si una expresión booleana con variables y sin cuantificadores tiene asociada una asignación de valores para sus variables, que hace que la expresión sea verdadera. El problema sigue perteneciendo a la clase de complejidad NP-completo aunque se restrinja el número de literales por cláusula a un máximo de 3. En este caso se conoce como 3 SAT, es polinomial si el número máximo de literales por cláusula es dos). Desde entonces se ha demostrado que miles de otros problemas pertenecen a esta clase, casi siempre por reducción a partir de otros problemas para los que ya se había demostrado su pertenencia a NP-completo [20]. Así mismo se conoce una amplia variedad de problemas de tipo NP, de los cuales destacan algunos de ellos de extrema complejidad. Gráficamente se puede afirmar que algunos problemas se hallan en la "frontera externa" de la clase NP (ver Figura 6). Son problemas NP, y son los peores problemas posibles de clase NP. Estos problemas se caracterizan por ser todos "iguales" en el sentido de que si se descubriera una solución P para alguno de ellos, esta solución sería fácilmente aplicable a todos ellos [21].

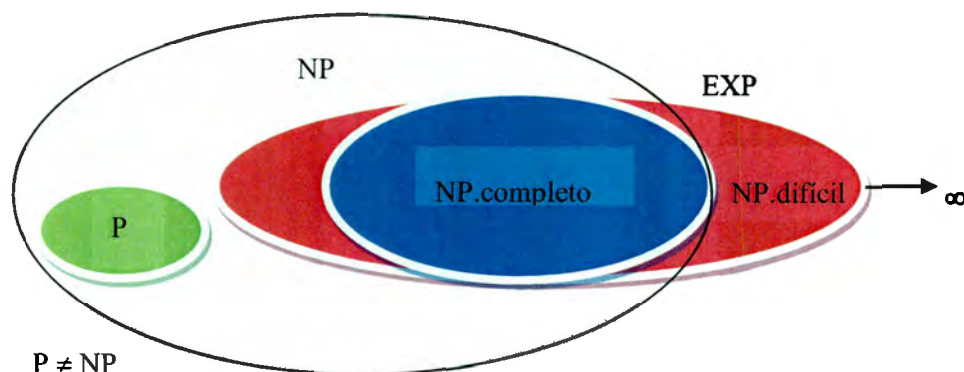


Figura 2-5. Representación de clase de problemas NP

La clase de complejidad NP-Completo es el subconjunto de los problemas de decisión en NP tal que todo problema en NP se puede reducir en cada uno de los problemas NP Completos. Se puede decir que esta clase de problemas los más difíciles en NP muy probablemente no formen parte de la clase de complejidad P [22]. La razón es que de tener una solución polinomial para un problema de NP-Completo, todos los problemas de NP tendrían también una solución en tiempo polinomial. Cormen [22] menciona que un algoritmo de fuerza bruta para problemas NP-Completos utiliza tiempo exponencial con respecto al tamaño de la entrada, lo que significaría una espera infinitamente larga para obtener la solución del algoritmo.

Clase NP-duros. Cualquier problema de decisión que pertenezca o no a los problemas NP, el cual pueda ser transformado a un problema NPC (NP-completo) tendrá la propiedad que no podrá ser resuelto en tiempo polinomial a menos que $P = NP$. Se podría afirmar entonces que dicho problema es al menos tan difícil como uno NP Completo [23]. Por ejemplo; El problema A (\in o \notin NP), es NP-difícil cuanto todo problema NP se puede reducir polinómicamente a él $\forall B \in NP, B \leq_p A$.

Es decir, como mínimo es tan difícil como cualquier problema de la clase NP, pero puede ser más difícil. Es importante saber la clase de complejidad que tiene un problema, pues de aquí se puede conocer, si bajo ciertos recursos limitados se pueden resolver de acuerdo al tamaño de entrada dado en el problema. De acuerdo a esta entrada, depende la cantidad de recursos requeridos (tiempo y espacio de almacenamiento) de tal forma que el tipo de algoritmo a utilizar de acuerdo a la clase de complejidad (la complejidad de un algoritmo es

una función del tamaño de su entrada) donde el problema se encuentre clasificado, para poder resolverlo en instancias pequeñas, o grandes (si es que se permiten).

Muchos de los problemas de Optimización Combinatoria pueden ser modelados mediante formulaciones de programación lineal entera o entera mixta, como por ejemplo el ruteo de vehículos, la asignación de la tripulación a la flota de aviones de una aerolínea, el diseño de líneas de producción, la asignación de frecuencias radiales, etc. [17; 15], donde personas, maquinas, actividades, recursos, aviones, son indivisibles. En estos modelos el objetivo es buscar el óptimo de una función lineal donde algunas o todas las variables están restringidas a ser enteras y deben verificar un sistema de desigualdades lineales.

La versatilidad dada por los modelos de programación lineal entera hace que esta área tenga gran importancia dentro de la Optimización Combinatoria. Si bien el problema general de programación entera pertenece a la clase NP-Difícil, se ha invertido mucho esfuerzo en el desarrollo de algoritmos competitivos.

El problema propuesto de minimización en los tiempos de espera de los usuarios del metro de la ciudad de México que aborda un problema dinámico, en el cual se trata de diseñar un calendario para los trenes, los cuales deben transferir a los usuarios sobre la línea # 2, tomando en cuenta la intermodalidad del metrobus, tren ligero y tres estaciones en las cuales los usuarios podrán cambiar su dirección con el fin de llegar a su destino, se vuelve un problema combinatorio de complejidad NP-Difícil por los diferentes decisiones que el usuario escoger.

2.4 TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS.

En Inteligencia Artificial (IA) se emplea el calificativo *heurístico*, en un sentido muy genérico, para aplicarlo a todos aquellos aspectos que tienen que ver con el empleo de conocimiento en realización dinámica de tareas se emplea este nombre [24]. Melian y Moreno [25] lo definen de la siguiente manera: *“Se habla de heurística para referirse a una técnica, método o procedimiento inteligente al realizar una tarea que no es producto*

riguroso de un análisis formal, sino del conocimiento experto de la tarea". Se usa además al referirse a un procedimiento que tratara de aportar soluciones con un buen rendimiento. El termino metaheurístico aparece por primera vez en el artículo seminal sobre búsqueda tabú de Fred Glover en 1986 [26]. El termino meta significa "más allá" o "a un nivel superior". Estas estrategias inteligentes sirven para diseñar o mejorar procedimientos heurísticos muy generales obteniendo altos rendimientos.

Las metaheurísticas son estrategias para diseñar procedimientos heurísticos. Por tanto, los tipos de metaheurísticas se establecen, en primer lugar, en función del tipo de procedimientos a los que se refiere. Según lo anterior se pueden clasificar de la siguiente manera:

- *Relajación* se refieren a procedimientos de resolución de problemas que utilizan relajaciones del modelo original (es decir, modificaciones del modelo que hacen al problema más fácil de resolver), cuya solución facilita la solución del problema original (Relajación Lagrangiana).
- *Constructivas* se orientan a los procedimientos que tratan de la obtención de una solución a partir del análisis y selección paulatina de las componentes que la forman (GRASP).
- *De búsqueda* guían los procedimientos que usan transformaciones o movimientos para recorrer el espacio de soluciones alternativas y explotar las estructuras de entornos asociadas (Recocido Simulado, Búsqueda Tabú).
- *Evolutivas* están enfocadas a los procedimientos basados en conjuntos de soluciones que evolucionan sobre el espacio de soluciones (Algoritmos Genéticos).

El tipo de metaheurística en el cual se centra esta investigación es de las de tipo más importante ya (de búsqueda global) que establecen estrategias para recorrer el espacio de soluciones del problema transformando de forma iterativa soluciones de partida [25] . En la siguiente figura se puede apreciar una clasificación de este tipo técnicas, la cual pretende enmarcar el área de interés ubicada en búsquedas globales no monótonas.

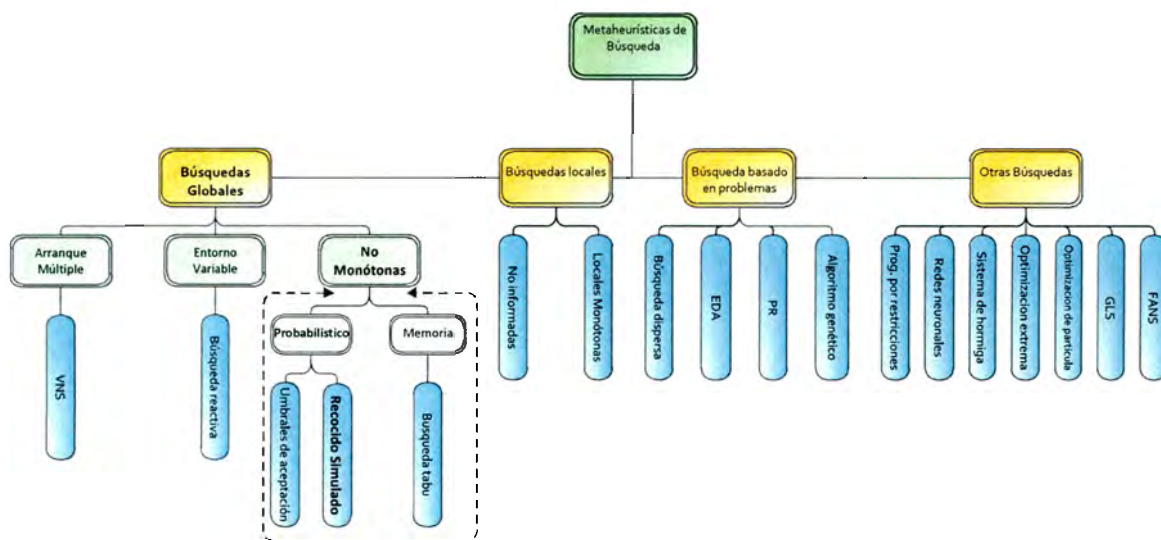


Figura 2-6. Taxonomía de las Metaheurísticas de Búsqueda

La búsqueda no monótona trata de evitar el quedarse atrapado en un óptimo local admitiendo la posibilidad de pasos de no mejora, lo que da lugar a estas estrategias. Las metaheurísticas de búsqueda monótona proponen principalmente controlar la aceptación de movimientos que no sean de mejora para que, al menos a la larga, se vayan mejorando las soluciones encontradas, y utilizar información histórica del proceso de búsqueda para controlarla cuando el recorrido se está estancando en un mínimo local y evitar la formación de ciclos [25].

Las metaheurísticas de búsqueda con memoria representada por la Búsqueda Tabú comprenden las estrategias que tratan de utilizar la memoria del proceso de búsqueda para mejorar su rendimiento. Está fundamentada en las ideas expuestas por F. Glover en 1986 [26] que ha contribuido con diversos trabajos [27; 28; 29; 30] como lo han hecho otros muchos autores en una extensa relación de artículos. En el origen del método el propósito es evitar la reiteración en una misma zona de búsqueda recordando las últimas soluciones recorridas. Sin embargo, posteriormente se han realizado diversas propuestas para rentabilizar la memoria a mediano o largo plazo. La forma más directa de introducir la memoria en el procedimiento de búsqueda no monótona es considerar una función de aceptación que tenga en cuenta la historia de la búsqueda. El procedimiento elemental de búsqueda tabú evita la repetición prematura de las mismas soluciones en el recorrido, por lo que prohíbe que las últimas soluciones vuelvan a utilizarse en el recorrido de búsqueda. Se

utiliza un parámetro t que determina el número de las últimas soluciones que son temporalmente prohibidas como nuevas soluciones actuales [25].

Con las metaheurísticas de búsqueda probabilísticas se selecciona aleatoriamente un vecino de la solución actual que la reemplaza con cierta probabilidad. Por ejemplo, con probabilidad 1 si tiene mejor valor objetivo, y con una probabilidad menor que 1 si su valor objetivo es peor. Si el número de iteraciones es elevado, la búsqueda puede escapar de cualquier óptimo local si la probabilidad de aceptar peores soluciones va decreciendo. Generalmente la probabilidad de aceptar una solución peor es función del empeoramiento de forma que, a menor diferencia en el valor objetivo, hay mayor probabilidad de ser aceptada. El Recocido Simulado [31; 32; 33; 24] es el caso más importante de las metaheurísticas de búsqueda global con criterio de aceptación probabilístico. Se usa una probabilidad de aceptación de nuevas soluciones peores que es función exponencial de la modificación de la función objetivo. Otras metaheurísticas simplemente reducen o incrementan esta probabilidad para modular la exploración y explotación de la búsqueda. Las metaheurísticas de umbrales de aceptación (*Threshold Accepting*) [34] aceptan las nuevas soluciones peores que no sobrepasen el umbral y modulan este umbral con el mismo propósito.

Según lo antes expuesto al final se requiere que las técnicas metaheurísticas posean las siguientes características:

- *Precisión.* Los pasos y fases deben estar formulados en términos concretos.
- *Coherencia.* Los elementos deben deducirse naturalmente de sus principios.
- *Efectividad.* Los algoritmos derivados deben proporcionar soluciones de muy alta calidad; óptimas o muy cercanas a las óptimas.
- *Eficacia.* La probabilidad de alcanzar soluciones óptimas de casos realistas debe ser alta.
- *Eficiencia.* Realizar un buen aprovechamiento de recursos computacionales; tiempo de ejecución y espacio de memoria.
- *Generalidad.* Debe ser utilizable con buen rendimiento en una amplia variedad de problemas.
- *Adaptabilidad.* Debe ser capaz de adaptarse a diferentes contextos de aplicación

modificaciones importantes del modelo.

- *Robustez*. Debe ser poco sensible a pequeñas alteraciones del modelo o contexto de aplicación.

El campo de investigación sobre las metaheurísticas ofrece más oportunidades para aplicar la intuición que la deducción. En contraste con el éxito práctico de muchas metaheurísticas, el estudio teórico está más retrasado. Frecuentemente se obtienen buenas nuevas heurísticas, con algo de inventiva y gran esfuerzo en el ajuste de numerosos parámetros, pero las razones de por qué funcionan tan bien permanecen desconocidas. La situación es incluso peor para los híbridos, donde las aportaciones de las metaheurísticas implicadas y el beneficio de la interacción raramente son objetos de un estudio experimental bien diseñado [25].

2.4.1 COMPUTO EVOLUTIVO.

La Computación evolutiva interpreta la naturaleza como una inmensa máquina de resolver problemas y trata de encontrar el origen de dicha potencialidad para utilizarla en los programas. Con este término se engloba al conjunto de técnicas que basándose en la simulación de los procesos naturales y la genética que se utiliza para resolver problemas complejos de búsqueda y aprendizaje. El término “computación evolutiva” o “algoritmos evolutivos” engloba una serie de técnicas inspiradas en los principios de la teoría Neo-Darwiniana de la evolución natural. En términos generales, para simular el proceso evolutivo en una computadora se requiere [22]:

- Codificar las estructuras que se replicarán (es decir, una estructura de datos que se utilice para almacenar a un “individuo”).
- Operaciones que afecten a los “individuos” (típicamente, se usa cruce y mutación).
- Una función de aptitud que nos indique qué tan buena es una solución con respecto a las demás.
- Un mecanismo de selección que implemente el principio de “supervivencia del más apto” de la teoría de Darwin.

Aunque hoy en día es cada vez más difícil distinguir las diferencias entre los distintos tipos de algoritmos evolutivos existentes, por razones sobre todo históricas, suele hablarse de tres paradigmas principales:

- Programación Evolutiva
- Estrategias Evolutivas
- Algoritmos Genéticos

Cada uno de estos paradigmas se originó de manera independiente y con motivaciones muy distintas, Es importante destacar las diversas ventajas que presenta el uso de técnicas evolutivas para resolver problemas de búsqueda y optimización [39, 27]:

- Simplicidad Conceptual.
- Amplia aplicabilidad.
- Superiores a las técnicas tradicionales en muchos problemas del mundo real.
- Tienen el potencial para incorporar conocimiento sobre el dominio y para hibridarse con otras técnicas de búsqueda/optimización.
- Pueden explotar fácilmente las arquitecturas en paralelo.
- Son robustas a los cambios dinámicos.

Para finalizar, es importante mencionar que la computación evolutiva, como disciplina de estudio, ha atraído la atención de un número cada vez mayor de investigadores de todo el mundo. Esta popularidad se debe, en gran medida, al enorme éxito que han tenido los algoritmos evolutivos en la solución de problemas del mundo real de gran complejidad. De tal forma, es de esperarse que en los años siguientes el uso de este tipo de técnicas prolifere aún más. Nótese, sin embargo, que es importante tener en mente que los algoritmos evolutivos son técnicas heurísticas.

Por tanto, no garantizan que convergerán al óptimo de un problema dado, aunque en la práctica suelen aproximar razonablemente bien el óptimo de un problema en un tiempo promedio considerablemente menor que los algoritmos deterministas. Esta distinción es importante, pues el papel de las técnicas heurísticas es el de servir normalmente como último recurso para resolver un problema en el que los algoritmos convencionales (típicamente deterministas) no funcionan o tienen un costo computacional prohibitivo.

Este paso, que pudiese parecer obvio para muchos, en la práctica suele omitirse en muchos casos y de ahí que exista bastante escepticismo por parte de aquellos que acostumbran a trabajar únicamente con algoritmos deterministas. El uso apropiado y pertinente de los algoritmos evolutivos será sin duda la base de su futuro como alternativa para la solución de problemas complejos y de ahí que se enfatice su importancia.

2.4.2 BÚSQUEDA TABÚ.

La Búsqueda Tabú (BT) es un procedimiento metaheurístico cuya característica distintiva es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de resolución de problemas. Su filosofía se basa en la explotación de diversas estrategias inteligentes para la resolución de problemas basadas en procedimientos de aprendizaje. El marco de memoria adaptativa de BT explota la historia del proceso de resolución del problema haciendo referencia a cuatro dimensiones principales, consistentes en la propiedad de ser reciente, en frecuencia, en calidad, y en influencia [28].

Deriva y explota una colección de estrategias inteligentes para la resolución de problemas, basadas en procedimientos implícitos y explícitos de aprendizaje. El marco de memoria adaptativa de la búsqueda tabú no solo explota la historia del proceso de resolución del problema, sino que también exige la creación de estructuras para hacer posible tal explotación [30]. De esta forma, los elementos prohibidos en la búsqueda tabú reciben este estatus por la confianza en una memoria evolutiva, que permite alterar este estado en función del tiempo y las circunstancias. En este sentido es posible asumir que la búsqueda tabú está basada en determinados conceptos que unen los campos de inteligencia artificial y optimización.

Más particularmente, la búsqueda tabú está basada en la premisa de que para clasificar un procedimiento de resolución como inteligente, es necesario que este incorpore memoria adaptativa y exploración responsiva. La memoria adaptativa en búsqueda tabú permite la implementación de procedimientos capaces de realizar la búsqueda en el espacio de soluciones eficaz y eficientemente [26].

Dado que las decisiones locales están por tanto guiadas por información obtenida a lo largo del proceso de búsqueda, la búsqueda tabú contrasta con diseños que por el contrario confían en procesos semi-aleatorios, que implementan una forma de muestreo. La memoria adaptativa también contrasta con los típicos diseños de memoria rígidos tales como las estrategias de ramificación y acotación [25]. El énfasis en la exploración responsiva considerada en la búsqueda tabú deriva de la suposición de que una mala elección estratégica puede proporcionar más información que una buena elección realizada al azar, dado que una elección estratégica mala puede proporcionar pistas útiles sobre como guiar la búsqueda hacia zonas prometedoras. Por lo tanto, la exploración responsiva integra los principios básicos de la búsqueda inteligente; explota las características de las soluciones buenas a la vez que explora nuevas regiones prometedoras.

2.4.3 UMBRALES DE ACEPTACIÓN.

El algoritmo de Dueck Scheuer [35; 36] es principalmente conocido como umbral de aceptación. Utiliza un plazo límite que funciona como el recocido simulado en algunos parámetros, ya que elige un valor inicial para el umbral es algo diferente, porque el umbral no se reduce de forma dinámica. El umbral se reduce con el tiempo de forma lineal o manual, optimizando el horario, el cuasi-equilibrio no es considerado. Dadas estas diferencias, este algoritmo es idéntico al algoritmo de recocido simulado, excepto que el umbral no es alterado: si $\Delta E \leq D$ aceptar la nueva configuración: $S = S''$.

Dueck y Scheurer simplifican el algoritmo de recocido simulado, dejando fuera el elemento probabilístico en la aceptación de peores soluciones. En cambio, se introdujo un umbral determinista, t , y una solución peor será aceptada si su diferencia a la solución tradicional es menor o igual al umbral [36]. Los componentes clave de la asistencia técnica son la función $g(t)$ que determina la reducción del umbral en el curso del procedimiento, los criterios de paro, así como los métodos utilizados para crear soluciones iniciales. Las principales diferencias entre este algoritmo y el recocido son:

- El umbral no absorbe ni libera energía, a diferencia de recocido.
- Los horarios considerados son solo lineales o de un problema específico.

- El límite superior que puede alcanzar la energía es determinada.
- Ilimitado número de asensos es permitiendo para realizar un eventual escape de cualquier mínimo local, así como vagar sin restricciones.

Originalmente los autores sugieren disminuir el umbral cuando el algoritmo no mejora la solución durante mucho tiempo. Pero no está claro cuándo hacerlo y cuánto para disminuirlo. Aunque el procedimiento de aceptación se perfeccionó, todavía implica algunos parámetros cuyos valores deben ser deducidos empíricamente. El sistema de refrigeración adaptable (como se hizo para el recocido simulado) también fue introducido por el método de umbrales de aceptación [37], pero como en el caso anterior, no dieron ventajas prácticas sensatas y esta técnica no se aplica ampliamente [38].

2.4.4 RECOCIDO SIMULADO.

Los algoritmos de Optimización por el método de Recocido simulado se usa cuando se presentan problemas NP-Difícil (No-Determinístico tiempo-Polinomial-Difícil) que son problemas que no pueden ser resueltos por algoritmos de tiempo polinomial y por lo tanto requieren de algoritmos de tiempo exponencial, es decir son muy difíciles. Para su solución se realizan iteraciones en las cuales se encuentran soluciones globales y locales, mientras que al resolver matemáticamente únicamente se encuentran soluciones globales, por lo que la optimización de problemas NP es un caso particular en los problemas matemáticos los cuales adicionalmente agregan otro tipo de conocimiento como es el heurístico (conocimiento previo) y en algunos casos, funciones de probabilidad.

Entre las diferencias existentes entre el recocido simulado y otros métodos de optimización se destacan:

- Está demostrado que el recocido simulado converge hacia la solución óptima de un problema.
- La sencilla implantación del algoritmo hace que sea muy fácil adaptar un método de búsqueda local al recocido simulado, produciendo resultados mucho mejores.

- Aunque se ha demostrado la convergencia al óptimo, el algoritmo converge en tiempo infinito. Debido a esto y al lento enfriamiento, el algoritmo es usualmente más lento que sus contemporáneos.

Recocido Simulado es parte de las metaheurísticas de búsqueda, según Dowsland y Díaz [24] es una de las herramientas metaheurísticas más clásicas, la simplicidad y los buenos resultados en numerosos problemas la hacen una herramienta muy poderosa en la aplicación de solución de los mismos. Kirkpatrick [31], fue de los primeros en introducir este concepto, demostrando ser un buen instrumento para resolver problemas de optimización combinatoria. La simplicidad de este método radica en la variante de la búsqueda local que admite movimientos ascendentes para evitar quedar contenido prematuramente en un óptimo local. Dowsland y Díaz [24] afirman que es necesario tomar varias decisiones apropiadas para que quede bien diseñado ya que estas tendrán un gran impacto en la calidad de las soluciones generadas.

Los algoritmos tradicionales de búsqueda local parten de una solución inicial que de modo paulatino es transformada en otras, que a su vez son mejoradas al introducir pequeñas perturbaciones o cambios (tales como cambiar el valor de una variable o intercambiar los valores que tienen dos variables). Si este cambio da lugar a una solución “mejor” que la actual, se sustituye esta por la nueva, continuando el proceso hasta que no es posible ninguna nueva mejora. Esto significa que la búsqueda finaliza en un óptimo local, que no tiene porque ser forzosamente global [24].

Un modo de evitar este problema es permitir que algunos movimientos sean hacia soluciones peores. Pero si la búsqueda está realmente yendo hacia una buena solución, estos movimientos de “escape” deben realizarse de un modo controlado. En el caso de recocido simulado, esto se realiza controlando la frecuencia de escape mediante una función de probabilidad hacia soluciones peores conforme avanza la búsqueda (y por tanto es previsiblemente estar más cerca del óptimo global) [24].

La fundamentación de este control se basa en el trabajo de Metrópolis [39] en el campo de la termodinámica estadística. Básicamente Metrópolis modelo el proceso de recocido (mencionado anteriormente) simulando los cambios energéticos en un sistema de partículas

conforme decrece la temperatura, hasta que converge a un estado estable (congelado). Las leyes de la termodinámica dicen que a una temperatura t la probabilidad de un incremento energético de magnitud δE se puede aproximar por:

$$P[\delta E] = \exp(-\delta E / kt) \quad (1)$$

Siendo k una constante física denominada de Boltzmann. En el algoritmo de Metrópolis genera una perturbación aleatoria en el sistema y se calculan los cambios de energía resultantes: si hay una caída energética, el cambio se acepta automáticamente; por el contrario, si se produce un incremento energético, el cambio será aceptado con una probabilidad dada. El proceso se repite durante un número predefinido de iteraciones en series decrecientes de temperatura hasta que el sistema este “frio”.

A principios de la década de los 80, publicaciones independientes de Kirkpatrick [31] sobre diseño de circuitos VLSI, y Cerny [40] para el TSP, mostraron como este proceso podría ser aplicado a problemas de optimización, asociando conceptos claves del proceso original de simulación, con elementos de optimización combinatoria como se muestra en la figura 8.

Por lo tanto cualquier implementación de búsqueda local puede convertirse en una implementación de Recocido Simulado al elegir elementos del entorno de modo aleatorio, aceptar automáticamente todos los movimientos hacia una mejor solución y aceptar los movimientos de una solución peor de acuerdo con una probabilidad dada. La constante de Boltzmann k en general no se considera, debido a que no tiene significado en los problemas de optimización. Por tanto, se puede definir un algoritmo básico para problemas como minimización como se muestra en la figura 8 [39].

El parámetro t es un parámetro de control denominado generalmente temperatura, siguiendo la analogía con el proceso de enfriamiento físico. Una solución que suponga un incremento δ en la función de coste se aceptara con probabilidad $\exp(-\frac{\delta}{t})$. Por tanto, si se permite que t alcance valores suficientes pequeños, ya no habrá más movimientos a peores soluciones y la convergencia será a un óptimo local [17].

Sea $f(s)$ el coste de la solución s y sea $N(s)$ su entorno.
Seleccionar una solución inicial S_0 ;
Seleccionar una temperatura inicial $t_0 = 0$;
Seleccionar una función de reducción de la temperatura α ;
Seleccionar un número de iteraciones $nrep$;
Seleccionar un criterio de parada;
REPETIR
 REPETIR
 Seleccionar aleatoriamente una solución $s \in N(s_0)$;
 Sea $\delta = f(s) - f(s_0)$;
 SI $\delta < 0$ ENTONCES $(s_0) = s$
 SINO
 Generar aleatoriamente $u \in U(0,1)$;
 SI $U < \exp\left(-\frac{\delta}{t}\right)$ ENTONCES $(s_0) = s$;
 FIN SINO
 HASTA QUE cuenta iteraciones = $nrep$
 $t = \alpha(t)$;
 HASTA QUE criterio de parada = CIERTO
 La mejor solución visitada será la solución heurística dad por el algoritmo.

Figura 2-7. Algoritmo básico de Recocido Simulado para minimización

Implementación de Recocido Simulado: Dado un sistema físico el propósito básico del método de Recocido Simulado es determinar la región del espacio de fases que es compatible con sus condiciones de equilibrio termodinámico a una temperatura dada¹⁰ T . Para aplicar el algoritmo se requieren especificar 3 componentes:

- a) La representación del problema:
 - Representar el espacio de solución.
 - Expresar la función de costo la cual represente adecuadamente el costo de las soluciones.
- b) El mecanismo de transición:
 - Generar una nueva solución (simétrica).

- Calcular diferencia de costo (a veces se calcula tomando en cuenta las diferencias con la solución anterior).
 - Tomar decisión de aceptación
- c) El mecanismo de enfriamiento: como en la práctica no se puede garantizar llegar a la solución óptima se hacen aproximaciones con longitud de transiciones finitas y número de descensos del parámetro de control finito, que arrojan soluciones sub-óptimas. De tal forma que se requiere definir un mecanismo de enfriamiento que especifique:
- Una secuencia finita de valores para el parámetro de control: (i) un valor inicial T_0 , (ii) una función de decremento, y (iii) un valor final (condición de paro).
 - Un número finito de transiciones para cada valor del parámetro de control (longitud finita de cada cadena de Markov).

Una idea clave en las aproximaciones es llegar a un cuasi-equilibrio (esto es, si la distribución de probabilidad de las soluciones después de un número finito de eventos esta “suficientemente cerca” con la distribución estacionaria). Existe un balance entre la longitud de las cadenas de Markov y los decrementos realizados en el parámetro de control. Decrementos largos en T_k requieren muchas transiciones para restablecer el cuasi-equilibrio y viceversa.

Mecanismo de enfriamiento propuesto por Kirkpatrick [31]:

- Valor inicial del parámetro de control: empezar con un entero positivo pequeño e irlo multiplicando por un factor mayor a 1 hasta que las transiciones generadas sean casi todas aceptadas.
- Decremento del parámetro de control: $T_{k+1} = \alpha * T_k$, donde α es una constante cercana a 1 (0.8 - 0.99).
- Valor final del parámetro de control: terminar cuando la solución obtenida permanece igual en un número determinado de cadenas consecutivas.
- Longitud de las cadenas de Markov: hacer una longitud (L) fija (de otra forma $L \rightarrow \infty$ cuando $T_k \rightarrow 0$).

El valor final de t es importante. Teóricamente, t debería reducirse hasta 0, pero en la práctica la búsqueda converge por lo general a su óptimo local final bastante antes de ese valor nulo de la temperatura. Por tanto, si la temperatura de parada se fija muy baja, se gastara mucho tiempo de búsqueda en las fases finales, que seguramente sería mejor aprovecharlo en temperaturas superiores. Por el contrario, si la temperatura final se fija en un valor muy alto, es posible que la búsqueda no consiga alcanzar ningún óptimo local [24].

Como se cumple que $Prob(f(s_0) - f(s_{opt}) < \varepsilon) > (|S| - 1) * \exp(-\frac{\varepsilon}{t})$, siendo S el conjunto de soluciones, Lundy y Mess sugieren para llegar con probabilidad θ a una solución que este a menos de una distancia ε del óptimo, para en el momento en que $t \leq \frac{\varepsilon}{\ln[\frac{|S|-1}{\theta}]}$. Otros autores sugieren detener la búsqueda simplemente cuando se haya producido un número determinado de iteraciones sin ninguna aceptación [24].

Aunque los dos planes de enfriamiento son bastante sencillos de implementar, ambos requieren una labor de determinación (y por tanto de prueba y error) de los parámetros más adecuados. Por tanto no es de extrañar que haya habido en estos años un gran interés por desarrollar programas de enfriamiento de modo automático. En muchas ocasiones, los fundamentes de las distintas soluciones aportadas se han basado en los propios orígenes del recocido simulado.

La revisión bibliográfica que se llevo a cabo para conocer la aplicación del recocido simulado para resolver el problema del transporte intermodal de pasajeros mostró una gran carencia de ejemplos en cuanto a su implementación. Por lo anterior se tomarán como punto de partida los parámetros comúnmente utilizados para la operación del algoritmo y progresivamente ajustarlos para obtener mejores resultados.

2.5 TRANSPORTE INTERMODAL DE PASAJEROS.

La optimización global de un sistema complejo que implica la expedición y la programación de varios vehículos y pasajeros, así como programas de diseño no han sido rigurosamente estudiadas en el pasado. Según Payes, Jayakrishnan y Cortés [41] una nueva clase de problemática dinámica denominada "Mass Transport Vehicle Routing Problem" (MTVRP) se ha venido desarrollando, en la que los vehículos donde n (dado la capacidad) se remiten en tiempo real en diferentes medios para cargar y transportar pasajeros cuando ambos n y m son muy grandes.

Nash [8] brinda otro aporte al concepto, y afirma que las tasas de llegadas de pasajeros en las estaciones de transporte público son importantes por dos razones principales. En primer lugar, las tasas de llegada de pasajeros determinan el tiempo de espera de los pasajeros, que es un factor importante en el atractivo del transporte público. En segundo lugar, la llegada de pasajeros impacta en la estabilidad y distribución pública de la red de transporte, ya que grandes variaciones en las llegadas de pasajeros en las estaciones puede crear inestabilidad en el horario, retrasando los vehículos en el tránsito. El transporte público, así mismo es una de las grandes influencias más importantes en las tasas de llegada de pasajeros y por lo tanto Nash propone el estudio de los efectos en las tasas de llegada de pasajeros en particular. Sin embargo, la investigación se limitara a utilizar en los datos proporcionados por el *Sistema de Transporte Colectivo Metro de la Ciudad de México y el Centro de Transporte Sustentable de México*.

Hoy en día el concepto de transporte intermodal de pasajeros no posee una definición determinada, de tal forma que será necesario adoptar las definiciones proporcionadas por expertos en el tema. Merriam-Webster define transporte intermodal como "*el transporte de materiales usando más de una forma de envío durante un viaje*". Jones, Cassady y Bowden [42] concuerdan con esta definición afirmando que contiene las características intermodales, sin embargo consideran que la definición carece de detalles. Jones, Cassady y Bowden [42] infieren una nueva definición sobre transporte intermodal, tomando en cuenta las aportaciones de otros autores enunciando que transporte intermodal es: "*el traslado de*

carga y el movimiento de las personas las cuales interactúan en más de un modo de transporte durante una sola jornada de viaje”.

Una gran desventaja del transporte público, frente al automóvil privado, es que no es capaz de proporcionar servicios directos de puerta a puerta para la mayoría de los viajes, los pasajeros tienen que caminar o tomar los servicios de enlace de acceso y salida de los servicios públicos de transporte. Después de entrar al sistema, a menudo deben hacer transferencias entre modos o diferentes servicios para llegar a sus destinos. Esto significa que las transferencias o usos de otros modos son significativos en el transporte público, especialmente para los sistemas más grandes y más complejos [43].

En la mayoría de los sistemas de transporte público no se realiza la transferencia de la planificación. Algunas operaciones y esfuerzos de planificación de servicios, tales como integración tarifaria y la prestación de los medios de comunicación en tiempo real de información, cubren el tema de las transferencias, pero no lo tratan como una preocupación o política principal.

A menudo la práctica independiente de la transferencia de la planeación es coordinada tomando en cuenta las transferencias y sincronización de los horarios de llegada y salida a las principales estaciones de transferencia a través de la programación o control de servicios [44].

En los sistemas de transporte público, el servicio es proporcionado por una agencia, y consumido por los clientes. Si los clientes tienen diferentes demandas de viajes en términos de patrones de viaje, preferencias de viaje, o limitaciones presupuestarias, la prestación de servicios se podría diferenciar para cada segmento de mercado de transferencia entre los diferentes servicios. Por lo tanto hay que tomar en cuenta que la transferencia se podría originar en la separación de la prestación de servicios y el consumo en sistemas de transporte público, y la segmentación del mercado especialmente en las áreas metropolitanas [43].

En consecuencia, las grandes redes de transporte público a menudo consisten en sistemas multimodales: autobús, tren ligero, metro, etc.; y cada uno tiene una tecnología distinta y patrón de servicio, además de ofrecer una prestación relativamente diferente. Por lo general

se podría señalar que el autobús tiene la naturaleza de modo dual del automóvil, el metro tiene costos de capital relativamente alto, alta capacidad, bajos costos de operación, calidad de servicio elevada y una mayor influencia del uso del suelo. A menudo sirve de viajes cortos, y la densidad de servicios va desde el centro urbano hasta el borde de cercanías.

Entre los sistemas ferroviarios, el tren ligero y el metrobús urbano normalmente sirve en zonas muy desarrolladas con altas frecuencias de servicio. La segmentación de la operación no significa necesariamente una mala coordinación de los servicios, pero en muchos casos se hace más complicada la transferencia en una red multimodal.

Dentro de cada modo, el servicio se presta en rutas o líneas separadas. Debido a que un servicio directo para todos los pares origen-destino es económicamente inviable, estas líneas están conectadas en los puntos de transferencia a fin de cubrir una gran área, manteniendo un coste razonable [43]. Dada la estructura del sistema, no es de extrañar que las transferencias sean frecuentes en los sistemas de transporte público.

Nielsen propone un marco para la asignación de transporte público que se basa en el modelo de asignación de Sheffi y Powell [45; 46], sin embargo, este modelo basado en su forma pura tuvo que ser cambiado a principios similares de Nielsen [47] con el fin de describir las preferencias hacia los diferentes sub-modos, demostrando que los problemas de superposición de rutas que se producen en muchos modelos de transporte público pueden ser evitados [48]. El trabajo expone el manifiesto de muchos temas que necesitan más investigación. En primer lugar el tema de la agregación y desagregación de la frecuencia. Nielsen afirma que lo más importante es definir de manera avanzada y corregir las reglas de decisión (cuando y como agregar). En cuanto al factor de decisión sobre un modo de transporte u otro, dependerá de la comodidad del mismo y el retraso que puedan causar el uso de los mismos [48].

Tong [49] desarrolla un modelo de asignación de tránsito estocástico utilizando una red dinámica de programación, ilustrando la forma en que podrían utilizarse para medir el rendimiento de un sistema de metro urbano. El modelo podría ser usado para mostrar cómo el nivel de servicio afecta al rendimiento del sistema. Además para mostrar que líneas están congestionadas, y probar métodos alternativos para aliviar la congestión, así mismo se

podría utilizar para evaluar los cambios en los horarios de la línea o la incorporación de nuevas líneas, evaluando cómo los cambios en la demanda de pasajeros, por ejemplo, por cambios de uso del suelo, afecta el rendimiento del sistema. Tomando en cuenta esto, se puede considerar que podría servir para mejorar la planificación de la red interna, sin embargo este modelo no considera la coordinación de otros modos de transporte, ni toma en cuenta el patrón de demanda de la red.

Spiess y Florian [50] presentan un algoritmo realizado en el marco del sistema de Emmer, un método interactivo, gráfico para la planificación del transporte urbano, desarrollado en el Centro de Investigación sobre el transporte de la Universidad de Montreal [50]. Se basa en supuestos de comportamiento racional, que conducen a una clara formulación matemática, la cual es resuelta por un algoritmo de tiempo polinomial que posee las características de tiempo y los requisitos de memoria similares a las de un algoritmo de ruta más corta.

El modelo básico fue adaptado para el modelado del tiempo de espera en servicios poco frecuentes, donde se ajusta la hora de llegada de los pasajeros en la parada, con el fin de reducir su tiempo de espera y de coordinar los nodos de transferencia, donde el tiempo de espera no está determinado por la frecuencia de línea.

El modelo presenta sus limitaciones y dificultades que podrían ser superadas suponiendo un número de C enlaces, es decir que no sólo dependan del volumen de un enlace, $CO(UO)$, sino también de los volúmenes de otros enlaces, $C, (v)$, expresándose como una desigualdad variable. Ya que el actual resultado, presenta una única solución al problema con una asignación $C(V)$ la cual es estrictamente monótona.

Pedersen, Anker y Neel [51] presentan un modelo de programación matemática que se ocupa del problema de minimizar el tiempo de traslado de los pasajeros del transporte público en grandes sistemas de transporte público. El modelo establece las rutas del transporte público de la red de manera que el tiempo de traslado entre rutas y de intersección es tan pequeño como sea posible. Cada transferencia de espera en el tiempo es ponderada por el número de pasajeros que transita una línea específica. Utilizan la búsqueda tabú con el objetivo distintivo del uso de memoria adaptativa y de estrategias

especiales de resolución del problema. Sin embargo, esta técnica metaheurística enfrenta el problema de ciclos, impidiendo temporalmente movimientos que podrían hacer volver a una solución que ha sido recientemente visitada.

Ciertos modelos genéricos de sistemas de gestión del transporte, así como la integración de dos módulos se han propuestos. Estos modelos genéricos se utilizan para el diseño de un sistema de regulación del tráfico en el caso de un sistema de transporte bimodal (tranvía, autobús). El sistema apoya a la regulación del tráfico, basado en el modelo de un operador, y en el sistema de información de los clientes descritos [52]. Primordialmente, se centran en el sistema de asistencia a las decisiones y la información del sistema de asistencia, evaluando un módulo de agente específico automático.

Constantino [53], propone un modelo para minimizar el tiempo total de espera en un transporte público basado en sistema de búsqueda de frecuencias óptimas para cada línea, teniendo en cuenta el comportamiento de los viajeros. Sin embargo, el modelo no incluye tablas fijas en el tiempo, por lo que la sincronización no es un problema. El tiempo de traslado se modela como un valor esperado basado durante un día normal, proponiendo un modelo para minimizar el tiempo total de espera en un sistema de transporte público de búsqueda de frecuencias óptimas para cada línea, teniendo en cuenta el comportamiento de "los viajeros" en torno a la no linealidad.

3. METODOLOGÍA.

3.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN.

Este proyecto está constituido por una Investigación Explicativa y otra Correlacional ya que parte de descripciones suficientemente exhaustivas de una cierta realidad bajo estudio y de la necesidad de conocer por qué ciertos hechos de esa realidad ocurren, es decir, de la necesidad de encontrar ciertas relaciones de dependencia. El objetivo central consiste en proveer modelos teóricos (aclaratorios, abstractos, integrales, generales, matemáticos) que nos permitan elaborar predicciones dentro del área efectiva a la cual se refiere el modelo.

Por otro lado la parte correlacional tiene como finalidad determinar el grado de relación o asociación no causal existente entre los usuarios del metro y otros medios de transporte tales como; metrobús y tren ligero. Aunque la investigación correlacional no establece de forma directa relaciones causales, puede aportar indicios sobre las posibles preferencias en los diferentes medios de transporte. Este tipo de investigación descriptiva busca determinar el grado de relación existente entre las variables.

3.2 METODOLOGÍA DE APLICACIÓN PROPUESTA PARA LA DISMINUCIÓN EN LOS TIEMPOS DE ESPERA EN EL SISTEMA DE TRANSPORTE COLECTIVO METRO DE MÉXICO D.F.

Este trabajo presenta el desarrollo de técnicas y aplicaciones de la inteligencia artificial en particular el recocido simulado en conjunto con la programación lineal entera. El modelo es una prueba que utiliza los datos de los horarios de forma manual de la red del Sistema de Transporte Colectivo Metro de México D.F. El objetivo es obtener una adecuada búsqueda de soluciones en un período corto de tiempo. A través de la partida del proceso de búsqueda de una solución buena y la reducción de la probabilidad de quedar atrapado en óptimos locales.

3.3 UNIDAD DE ANÁLISIS.

A raíz de la información analizada sobre las estaciones de la red del Sistema de Transporte Colectivo Metro de México D.F. la unidad de análisis la cual corresponde a la entidad mayor o representativa de lo que va a ser objeto específico esta investigación se refiere a todas aquellas estaciones en la cual los pasajeros puedan realizar un cambio en la trayectoria de su viaje en la línea 2 del metro, es decir en las interconexiones con otras líneas de metro, tren ligero y metrobus totalizando 9 estaciones (Figura 5).

3.4 INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS.

La recolección de información parte desde la base de datos de dos organizaciones expertas en el tema; Sistema de Transporte Colectivo Metro de la Ciudad de México y el Centro de Transporte Sustentable de México, la primera una organización gubernamental suministra información operativa sobre el sistema metro y la segunda sobre la conectividad intermodal del metro, metrobus y tren ligero.

Algunos de los datos facilitados hasta la fecha son los siguientes (Véase anexos C, D y E):

- Capacidad y calendarización.
- Tiempo de operación diario.



Figura 3-1. Sistema de Transporte Colectivo.

- Tiempo promedio de espera en cada estación.
- Demanda de viajes de tránsito entre cada estación.
- Distancia que debe recorrer el usuario para cambiar de tren.
- La longitud de inter-estación.
- Velocidad promedio.

3.5 ANÁLISIS DE DATOS.

El modelo toma en cuenta la calendarización de las líneas de metro, es decir horarios de llegada y salida así como la capacidad de movilidad en cuanto al número de pasajeros se refiere (ver Anexo E). Cabe mencionar que la capacidad de movilidad está directamente relacionada con las horas de uso, para esto se analiza el patrón de demanda de los usuarios del metro, según los datos facilitados por el Sistema de Transporte Colectivo Metro de la Ciudad de México.

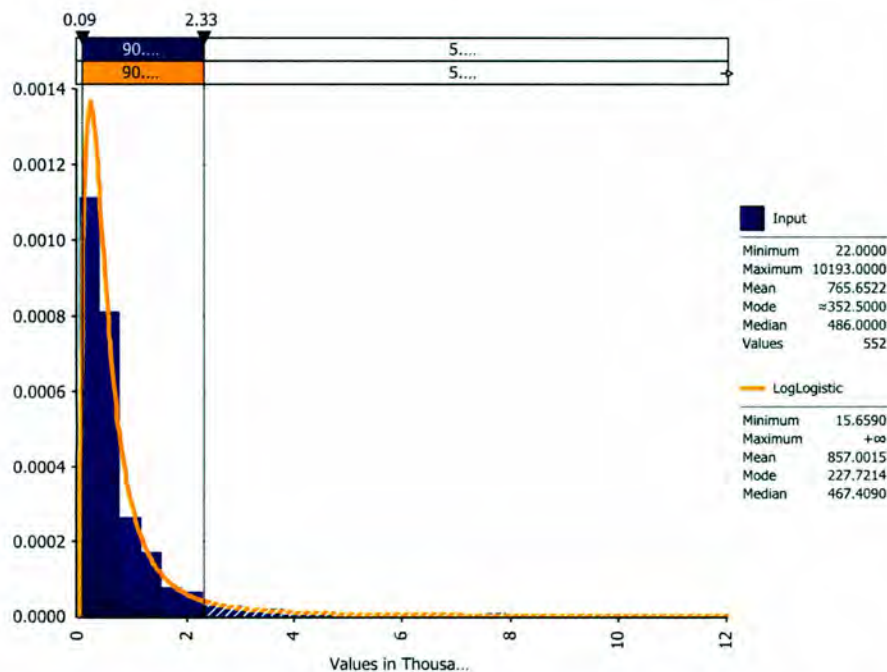


Figura 3-2. Demanda de viajes de tránsito entre cada estación de la línea número 2 (2007).

Los datos se ajustan a una distribución Log-Logística con los parámetros descritos en la gráfica. Se utilizó la prueba de chi-cuadrado, obteniendo un valor P de 0.5156. El que la demanda se ajuste a este tipo de distribución indica que alcanza un rápido crecimiento en ciertas horas y luego empieza un lento declive durante un periodo de tiempo. Este rápido crecimiento es el factor determinante ya que es cuando se presenta la hora de máximo uso

en el sistema (llegando a movilizar en promedio durante un año hasta casi 857 mil usuarios). Se toma en cuenta además, la intermodalidad del metrobus y el metro ligero. Debido a su compleja planificación se supone que horarios previstos por separado y por lo tanto se dispone de forma exógena y son fijadas en el modelo. La figura ilustra dos posibles comportamientos del usuario en el momento de elegir un modo de transporte (el número de posible combinaciones es de hasta 10^9).

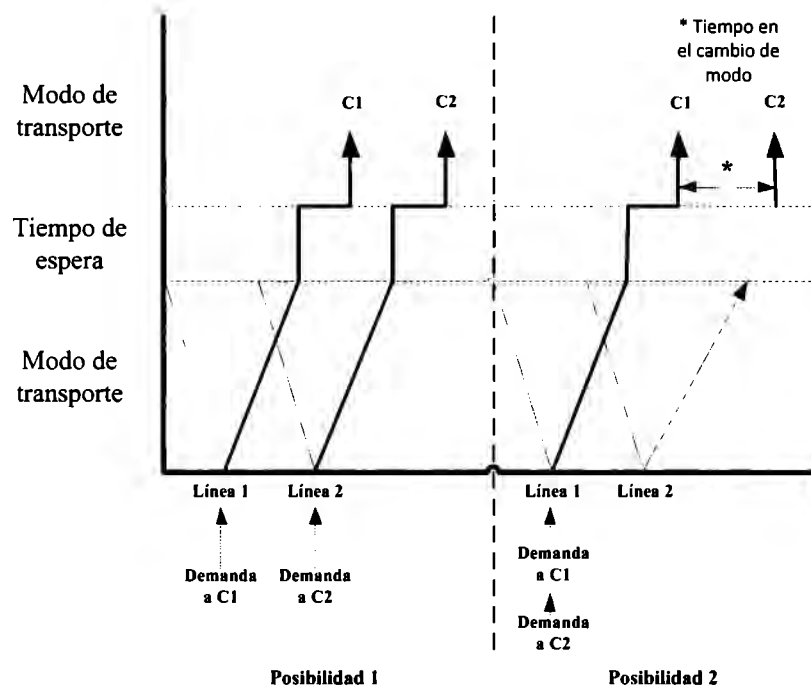


Figura 3-3. Dos posibles comportamientos del usuario sobre la elección del modo de transporte.

Se supone que en la primera posibilidad el usuario no cambia de modo de transporte y se traslada en la misma línea hasta llegar a su destino final (esto muy pocas veces pasa), sin embargo en la posibilidad dos, el usuario tendrá que usar otro tipo de transporte y como consecuencia un costo extra de espera deberá de tomarse en cuenta (el tiempo que tarda el usuario en cambiarse de línea o modo de transporte). Para este problema se conoce la distancia media que debe de recorrer un usuario para cambiar de modo y se estima una velocidad promedio a la cual se desplaza el usuario.

Se conoce las rutas así como sus patrones de tiempo tanto de espera en las estaciones como tiempo de viaje y atrasos. También se supone que las frecuencias de las rutas son determinados con anterioridad a la determinación de los horarios de llegada y salida. Los tiempos de espera en las estaciones permanecen constantes y deterministas. Para medir lo bueno que es la transferencia de un calendario, los tiempos de espera de todas las conexiones deben ser considerados. Obviamente la calendarización de los trenes está sujeta a interrupciones, y no son determinista en el sistema real de transporte público. Por lo tanto, es necesario considerar la estocasticidad en las operaciones del transporte público.

La meta del modelo es reducir al mínimo la media ponderada de la suma de la transferencia de los tiempos de espera. Para simplificar el problema se considera que todas las conexiones poseen el mismo nivel de importancia. En un sentido más conveniente se trata de sincronizar las líneas experimentales con la meta de poder encontrar la calendarización que cree la ventana de tiempo adecuada para que el usuario lleve a cabo su transferencia de la forma más eficiente posible, la siguiente figura expresa lo expuesto anteriormente.

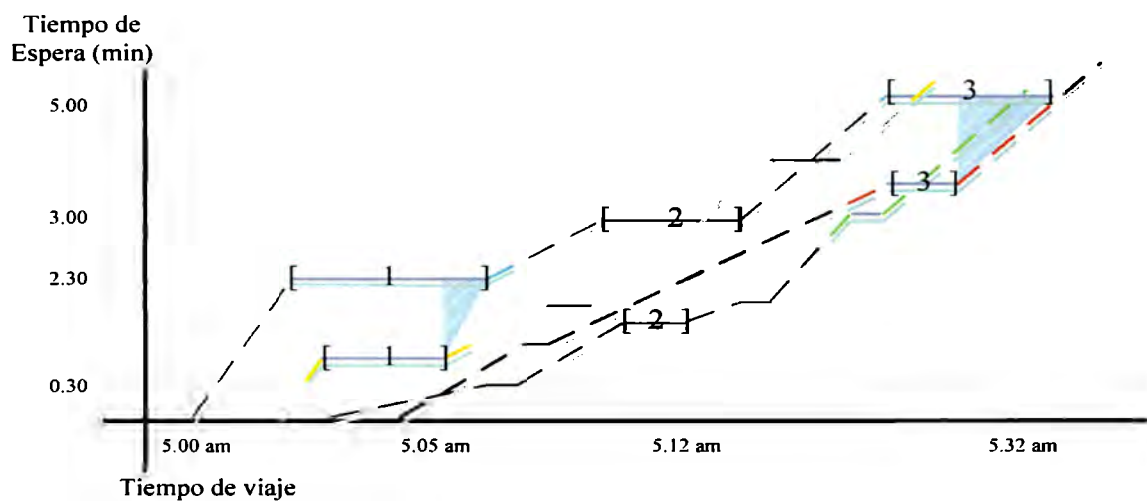


Figura 3-4. Ejemplo de la calendarización de las líneas estudiadas

4. DESARROLLO DEL MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA.

Con el resultado de este trabajo se planea mejorar los calendarios basados en el sistema e infraestructura existente. El objetivo final es minimizar, la sumatoria de los tiempos de transferencia. Basado en los trabajos previos [51; 43; 53], el modelo se formula de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Min } z &= \sum T_{m,p,k,n,r,l,s}^w & (1) \\ m \in \mathcal{N}_p, p \in \mathcal{R}_k, k \in \mathcal{L}, n \in \mathcal{N}_r, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \mathcal{S}_{pr} \end{aligned}$$

La función objetivo está sujeta a las siguientes restricciones:

$$\sum \rho_{m,p,k,n,r,l,s} = 1 \quad (2)$$

$$m \in \mathcal{N}_p, p \in \mathcal{R}_k, k \in \mathcal{L} \mid s \in \mathcal{S}_{pr}, \forall n \in \mathcal{N}_r, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}$$

$$M(1 - \rho_{m,p,k,n,r,l,s}) + T_{m,p,k,n,r,l,s}^w \geq T_{m,p,k,s}^d - T_{n,r,l,s}^a - t_{p,k,r,l,s}^r \quad (3)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_p, m \in \mathcal{N}_r, p \in \mathcal{R}_l, r \in \mathcal{R}_l, k \in \mathcal{L}, l \in \mathcal{L}, s \in \mathcal{S}_{pr}$$

$$T_{n,r,l,t}^a = T_{n,r,l,s}^d + t_{r,s,t}^l \quad (4)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_r, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \{s_r^1 s_r^2 \dots s_r^{\omega-1}\}, t \in \{t_r^1 t_r^2 \dots t_r^\omega\}$$

$$T_{n,r,l,s}^d = T_{n-1,r,l,s}^d + f_r \quad (5)$$

$$\forall n \in \{n_r^2, n_r^3, \dots, n_r^\psi\}, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \{s_r^1\}$$

$$T_{n,r,l,s}^d = T_{n,r,l,s}^a + t_{r,s}^\sigma \quad (6)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_r, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \{s_r^2 s_r^3 \dots s_r^\omega\}$$

$$T_{n,r,l,s}^d \leq t_r^\lambda \quad (7)$$

$$\forall n \in \{n_r^\psi\}, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \{s_r^1\}$$

$$T_{n,r,l,s}^d \geq t_r^\varphi \quad (8)$$

$$\forall n \in \{n_r^1\}, r \in \mathcal{R}_l, l \in \mathcal{L}, s \in \{s_r^1\}$$

$$T_{n,r,l,s}^d \in \mathcal{I}, T_{n,r,l,s}^a \in \mathcal{I} \quad (9)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_r, r \in \mathcal{R}_l, s \in \mathcal{S}$$

$$T_{m,p,k,n,r,l,s}^w \geq 0 \quad (10)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_p, m \in \mathcal{N}_p, p \in \mathcal{R}_k, r \in \mathcal{R}_l, k \in \mathcal{L}, l \in \mathcal{L}, s \in \mathcal{S}_{pr}$$

$$\rho_{m,p,k,n,r,l,s} \in \{0, 1\} \quad (11)$$

$$\forall n \in \mathcal{N}_p, m \in \mathcal{N}_r, p \in \mathcal{R}_l, r \in \mathcal{R}_l, k \in \mathcal{L}, l \in \mathcal{L}, s \in \mathcal{S}_{pr}$$

El número de elementos del conjunto es igual al número de minutos en el período de planificación:

\mathcal{I} : conjunto de minutos en el período de tiempo de planificación

En segundo lugar un conjunto de líneas está definido. Las líneas se utilizan para distinguir las diferentes posibilidades de direccionamiento de las rutas dentro del sistema (por ejemplo, una ruta en cada dirección):

\mathcal{L} : conjunto de líneas en la red

Para las líneas un conjunto de rutas son definidas:

\mathcal{R}_l : conjunto de rutas para l

Las frecuencias de cada ruta fija significa que tiene que realizar una serie de paradas definidas por el siguiente conjunto ordenado:

$\mathcal{N}_r = \{n_r^1, n_r^2 \dots n_r^\psi\}$: conjunto ordenado de paradas para la ruta r

Aunque las líneas de transporte público se detienen en varios lugares sólo las paradas de intersección son consideradas:

\mathfrak{S}_{pr} = conjunto de intersecciones en que se detienen la red público.

Se define un subconjunto ordenado de las paradas que representa el orden de las visitas en que se detienen en cada intersección de la ruta:

$\mathfrak{S}_r = \{s_r^1 s_r^2 \dots s_r^\omega\}$: conjunto de paradas de la ruta ordenado para r

El peso de los tiempos de espera entre el traslado de pasajeros en la red es una función de las horas de llegada y salida de todos los traslados en todas las rutas para todas las líneas. El vector T es el vector de llegada y de salida:

$\beta_{m,p,k,n,r,l,s}(T)$: tiempo de espera para las transferencias entre la ruta m y p se ejecutan en la línea k y las transferencias de n y r en la línea L considerando s paradas.

$t_{p,k,r,l,sr}$: tiempo de transferencia mínimo entre las rutas p en las líneas k y r en la línea L considerando s paradas.

$t_{r,s,t}^i$: el tiempo medio para la ruta r entre las paradas s y t

$t_{r,s}^\sigma$: tiempo de paro de la ruta en r con s paradas

t_r^λ : el último tiempo de la última ejecución de la ruta r se puede iniciar

t_r^ϕ : tiempo más temprano en que la primera carrera de la ruta r puede comenzar

El tiempo de espera por la transferencia entre las rutas está definido por:

$T_{m,p,k,n,r,l,s}^w$: tiempo de espera por transferencia entre m a la ruta p en la línea k y entre n a la ruta r en la línea l considerando s paradas.

La siguiente variable controla las transferencias de los usuarios (hacia donde pueden dirigirse), $\rho_{m,p,k,n,r,l,s}$: 1 si se dirige con dirección m en la ruta p de la línea k es conectada en n de la ruta r de la línea l en s paradas. 0 si es otra dirección.

La ecuación (2) limita el número de conexiones de una dirección a otras direcciones a una.

En el lado derecho de la ecuación (3) la transferencia de los tiempos de espera se calculan como la diferencia entre el tiempo de llegada y hora de salida menos el tiempo de transferencia mínima entre el punto de llegada y punto de partida. Si hay una conexión entre el dos carreras, es decir, $\rho = 1$, la primera mitad del lado izquierdo será cero, y la

transferencia variable del tiempo de espera es igual a la derecha. Sin embargo, si no hay, la primera mitad se convertirá en M (M es un lo suficientemente elevado número) y el tiempo de espera puede ser elegido arbitrariamente. Dado que la función objetivo en la ecuación (1) es reducir al mínimo la media ponderada del total de tiempo de espera, todo él ρ se seleccionarán de tal forma que las transferencias sean las conexión en las líneas posibles y el resto de la transferencia de los tiempos de espera serán elegidos arbitrariamente a cero debido a la restricción de no negatividad [51].

Las ecuaciones (4) - (6) son las limitaciones de tiempo conectando la salida y llegada en las paradas en cada operación. La ecuación (4) estipula que el tiempo de llegada de la siguiente parada es igual a la hora de salida de la detención anterior más el tiempo entre el vehículo que se detiene. La ecuación (5) regula la frecuencia con que los trenes parten de las estaciones. La ecuación (6) establece que el tiempo de salida de una parada es igual a la hora de llegada más el tiempo de espera en la parada.

Las ecuaciones (7) y (8) limitan la hora de salida de la primera ejecución en cada ruta. Al establecer la primera y la última hora de salida esta será igual a todas las carreras en una ruta mediante un número fijo (por ejemplo, para las rutas de tren).

Por último, las ecuaciones (9) - (11) son las limitaciones de dominio sobre la llegada, salida, de no negatividad limita a la transferencia de los tiempos de espera, y las limitaciones de las variables binarias de conexión.

El caso planteado es un modelo de programación lineal entera y por tanto, difícil de resolver. El número de variables, $\rho_{m,p,k,n,r,l,s}$ (variables binarias), depende del número de intersecciones de rutas en la red. El número de partida y variables de llegada depende de la longitud del horizonte de planificación. Aunque las variables son enteras, se presume que puede estar relajado por las variables de conexión binarias. Como se considera un sistema de tránsito a gran escala urbano, una heurística medida es considerada [51].

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo los cuales son comparados con aquellos alcanzados en el modelo de programación lineal, para determinar si existen diferencias significativas entre ambos. Seguidamente se presentan los resultados obtenidos considerando cuatro instancias en las cuales se modifica los parámetros de Recocido Simulado con el fin de mejorar su desempeño. Por último se aplica el algoritmo con el mejor desempeño a la red estudiada.

5.1 RESULTADOS OBTENIDOS.

Tal como se mencionó anteriormente, a continuación se muestran los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo de recocido simulado en 4 instancias, para posteriormente compararlo con el mejor algoritmo con un modelo de programación lineal entera mixta corrido en GAMS.

Se realizaron 30 corridas o ejecuciones de recocido simulado. En cada corrida del algoritmo se consideraron cambios en los parámetros tales como; los valores de la

temperatura inicial, temperatura final, factor de decremento de la temperatura α y factor de incremento del número de iteraciones β para el recocido simulado son los valores ilustrados en el Anexo F. Los valores de la temperatura inicial y final para el recocido simulado son obtenidos del método clásico y se optimizan por medio de prueba y error para el caso propuesto.

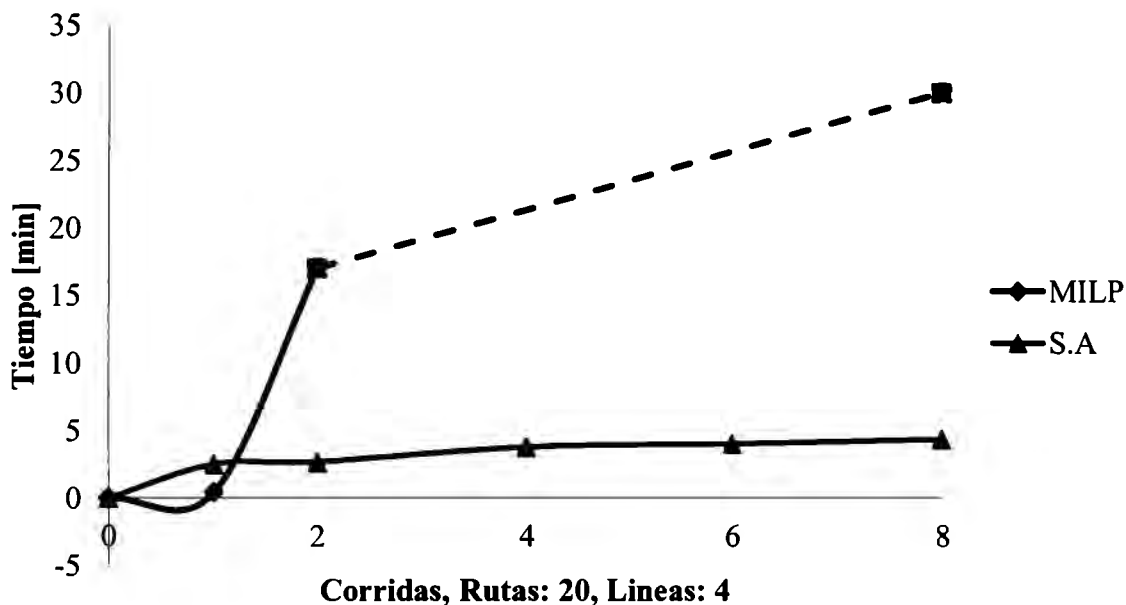


Figura 5-1. Comparación MILP vs S.A.

En la figura 13, se compara el tiempo computacional que se necesita para solucionar el problema propuesto. En el algoritmo de recocido simulado (S.A), se toma en cuenta el promedio de las 30 ejecuciones realizadas. El caso requiere mucho más tiempo computacional a medida que se aumentan el número de corridas de las líneas (es decir, el número de trenes que parten de la estación).

Para un caso simple en el cual solo se toman en cuenta una corrida, la modelación en programación lineal entera mixta (MILP) es más rápida que el algoritmo propuesto por casi tres minutos. Sin embargo a medida que se aumenta el número de corridas, el tiempo del MILP se incrementa de forma exponencial hasta obtener un mensaje de "Resource Limit Exceeded", en este punto el programa se detiene sin haber terminado de resolver el problema y ofrece "óptimo global" del punto donde pudo llegar. No obstante, el S.A para

este caso logra alcanzar una solución más baja que la ofrecida por el MILP. Así mismo, la brecha del tiempo computacional (como se presenta en la figura 13), es relativamente significativa ya que el S.A se demora un poco menos de 5 minutos, en contraste del MILP que le toma 17 minutos. Con este resultado se comprueba la complejidad combinatoria expuesta anteriormente.

Y se basa en que todos los tiempos de llegada y de partida son variables lo cual a mas corridas se aumentan las variables de manera geométrica, mientras que el S.A la solución (o variables) son las mismas, por eso el S.A es más rápido, por que relaciona las diferentes tiempos por la frecuencia o el tiempo de espera en la estación, en cambio en MILP no se relaciones, para lo cual se definen restricciones de igualdad que son difíciles de trabajar. Es por esta situación que el método de S.A es; más fácil a implantar, más fácil de entender, y proporciona resultados mejores incluso para problemas de tamaño relativamente pequeños como el propuesto.

Una vez comprobado la factibilidad computacional del S.A sobre el MILP, se plantea un diseño de experimentos para mejorar el desempeño del algoritmo, durante el cual las siguientes observaciones fueron esquematizadas:

1. Disminución de la variabilidad de la soluciones.
2. La velocidad de convergencia del algoritmo.
3. La temperatura de enfriamiento.
4. La probabilidad de escoger peores soluciones.

Posteriormente se compara la velocidad de cada una de las configuraciones propuestas y se aplica en el caso estudiado la que obtenga un mejor desempeño.

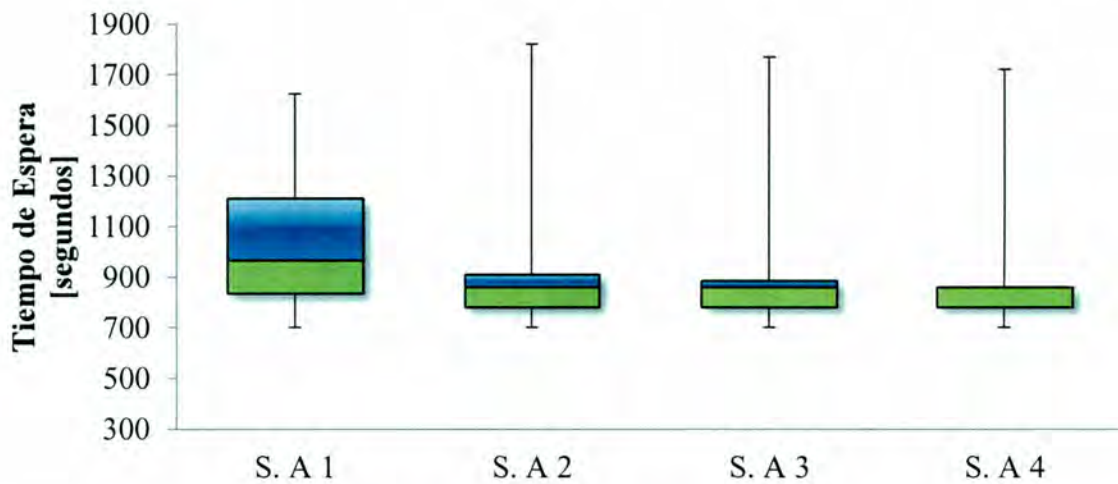


Figura 5-2. Variabilidad en la búsqueda.

En la figura 14, se muestra la variabilidad de las cuatro instancias propuestas. Se modificaron los parámetros del algoritmo de S.A, para poder identificar una buena configuración que disminuya dichas variaciones. Como resultado se obtuvo que el S.A 4 fue el mejor en desempeño.

En la siguiente figura (15) se puede observar la velocidad de convergencia y la clara diferencia de porque el S.A 1 tiene altas variaciones en sus ejecuciones. Ya que este converge rápidamente y no realiza los movimientos de escape suficiente, quedándose mucha más veces atrapado en un óptimo local.

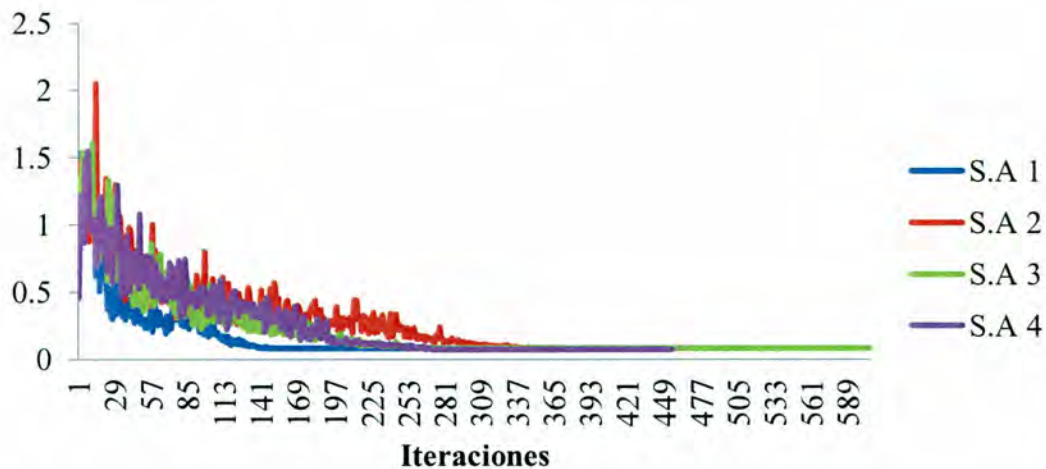


Figura 5-3. Velocidad de convergencia.

En la figura 16 se muestra la disminución de la temperatura para los cuatro casos, en el caso S.A 1, esta desciende demasiado rápido, y esto contribuye a una rápida convergencia como se mostró en la figura 15 (el cual se debe a los parámetros predeterminados para cada experimento), para el S.A 2 y S.A 3 se modifica las temperaturas final e inicial respectivamente, este conjunto de cambios son utilizados para el S.A 4.

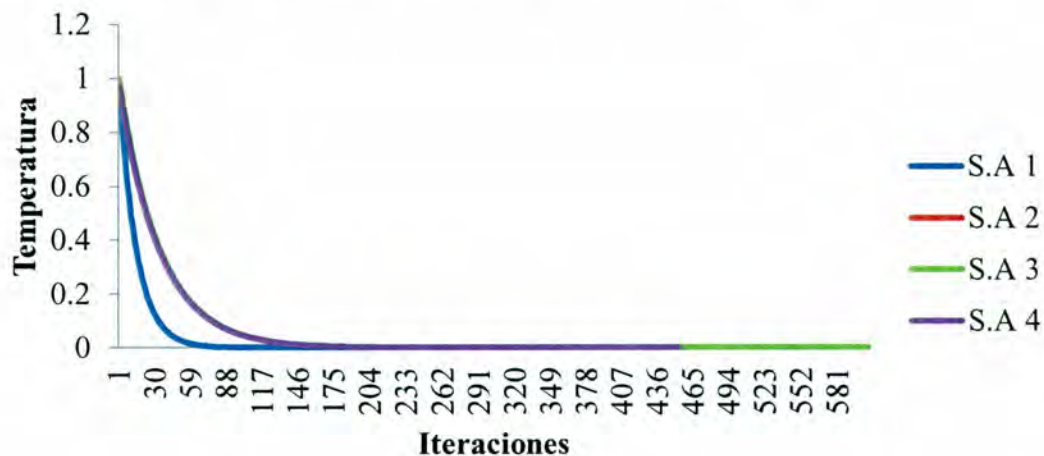


Figura 5-4. Disminución de la Temperatura.

En la siguiente figura (17), se muestra como la probabilidad de escoger peores soluciones durante el tiempo de ejecución del algoritmo S.A 4 disminuye. De tal forma que en la iteración 321 el algoritmo solo estará tomando las buenas soluciones, lo que ayuda a disminuir la variabilidad de los resultados.

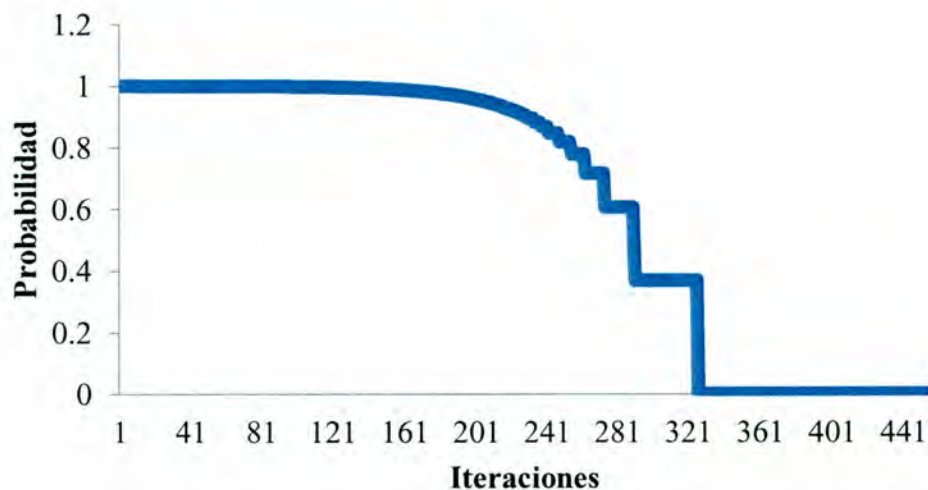


Figura 5-5. Probabilidad de escoger peores soluciones (S.A 4).

En la figura 18 se muestra la comparación de las cuatro instancias estudiadas en cuanto a tiempo de ejecución se refiere, las diferencia de los tiempos son el resultados de las variaciones previamente analizadas en las figuras previas.

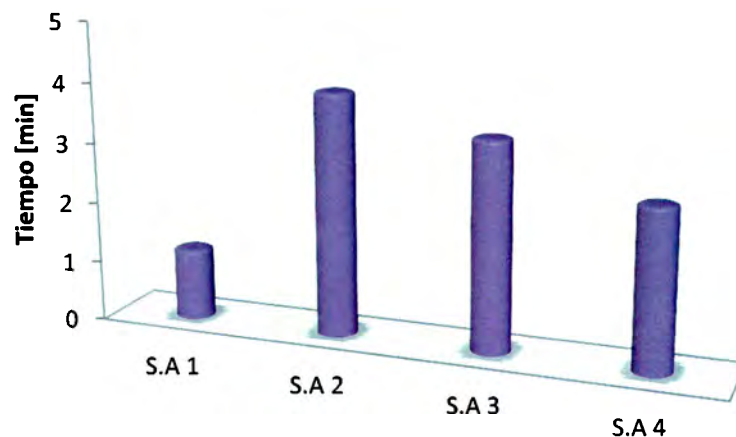


Figura 5-6. Comparación de las cuatro instancias estudiadas.

Se aplica el S.A 4 para 8 diferentes corridas, aumentando consecuentemente el tiempo de ejecución, sin embargo aún no es comparable con el tiempo que el MILP se dilataría si se trata de resolver el caso para 32 corridas en las líneas (máximo permisible para las líneas estudiadas), ya que el tiempo promedio máximo de ejecución alcanzo alrededor de los 14.5 minutos (el MILP se dilata para 2 corridas 17.5 minutos).



Figura 5-7. Tiempo promedio de ejecución del algoritmo (S.A 4).

Se obtuvieron el promedio de los mejores valores obtenidos y se estimó el tiempo promedio que el usuario esperaría en las estaciones considerando la solución del algoritmo S.A 4, como resultado se obtuvo la siguiente figura.

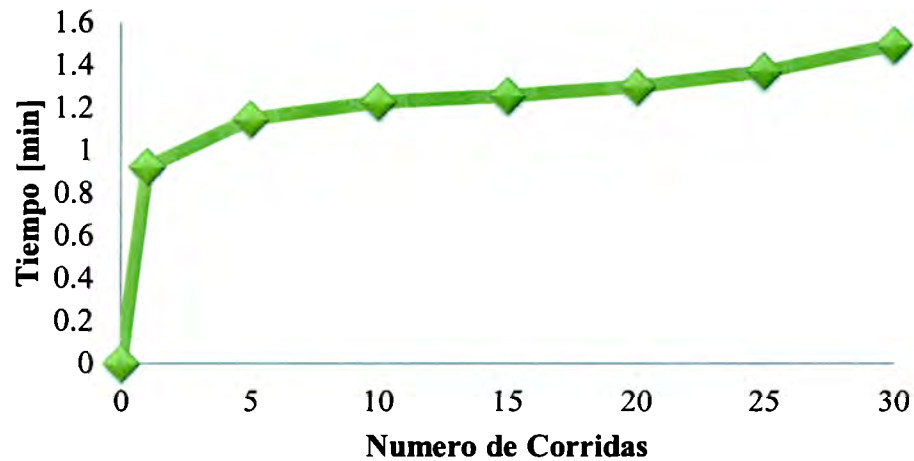


Figura 5-8. Tiempo promedio de espera.

Para finalizar se puede afirmar que si el modelo matemático, existen muchas variables, pero que tienen una fuerte conexión entre ellas como es el caso estudiado, es muy probable que algoritmos metaheurísticos presenten fuertes ventajas frente a métodos exactos.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.

6.1 CONCLUSIONES.

Un calendario adecuado tiene una descripción muy concisa y transparente para los usuarios ya que permite conocer la frecuencia de los servicios y de tal forma se es capaz de estimar su espera y el tiempo total de viaje adecuadamente. De tal forma que la apropiada calendarización permite una sencilla cuantificación del tiempo de espera relacionado con el servicio ofrecido a los clientes, permitiendo así a los usuarios planear viajes con mayor precisión, sin necesidad de tener acceso a un documento calendario complicado. Como consecuencia se puede hacer una mejor distribución de carga y una mejor utilización del material rodante, llevando a cabo una adecuada programación de recursos.

En el presente trabajo de investigación se adapta un modelo de programación lineal de la literatura existente [51; 43; 53], las variables de decisión son los horarios de salida y llegada, así mismo se propone la aplicación de una técnica metaheurística (recocido simulado) para la disminución en los tiempos de espera en el Sistema de Transporte Colectivo Metro de México D.F. el proyecto piloto se reduce a dos líneas de metro y se considera la intermodalidad del metrobús y tren ligero. Basados en el sistema e

infraestructura existente los resultados obtenidos reducen en promedio hasta en un 60% el tiempo de espera en las tres estaciones estudiadas (2.5 minutos es el actual), seguramente de ampliarse este modelo este porcentaje se reduciría, ya que nuevas restricciones deberán de tomarse en cuenta, así como la importancia de considerar la relevancia de las estaciones. Las conclusiones se describen a continuación:

- Solo integrando el sistema de transporte público se podrán emprender las acciones para la articulación, vinculación y operación integrada de los diferentes modos de transporte público.
- Las instituciones o entidades creadas para la planeación, la organización, el control del tráfico y el transporte público deberán trabajar integrados para brindar un mejor servicio al usuario (y no como funciona actualmente), tomando decisiones en conjunto sobre la infraestructura requerida para la accesibilidad, circulación y el recaudo del sistema.

6.2 TRABAJO FUTURO.

Las futuras investigaciones sobre la temática propuesta en esta tesis deberían incluir la investigación de las posibles áreas donde los modelos desarrollados en este estudio pueden ser mejorados y ampliados, ya que hay muchas restricciones blandas y cuestiones políticas en la planificación del transporte público que lo hacen un problema mucho más complicado. A pesar de la sofisticación de estos modelos, la investigación debe ser mejorada en términos de los siguientes puntos:

Esta investigación supone que los pasajeros en tránsito siempre esperaran al próximo modo de transporte disponible en caso de que pierdan la conexión anterior. Sin embargo, los pasajeros pueden encontrar otras opciones para llegar a sus destinos finales. Con el fin de incorporar estos modos alternativos a la transferencia del modelo de optimización, otro

modelo es necesario para explicar el comportamiento de los pasajeros y la estimación de los costes de los modos alternativos.

Cualquier persona que use los sistemas de transporte público en zonas urbanas sabe que la falta de puntualidad y otras interrupciones debido a la congestión son comunes. Es por tanto, relevante incluir la integración de estos tiempos en el modelo estocástico. Es obvio que este supuesto determinista sin tener en cuenta posibles retrasos adjudicaría un calendario muy apretado con forme a las transferencias. Cualquier interrupción de menor importancia puede dar lugar a pérdidas en las transferencias de los usuarios, y como resultado el calendario no sería bueno en la práctica.

Los ajustes de horarios en tiempo real proporcionan un nuevo enfoque interesante para la gestión de sistemas de transporte público. Teniendo en cuenta el desarrollo de la telefonía móvil los pasajeros en un futuro no muy lejano podrían recibir la comunicación en tiempo real sobre las salidas, llegadas y retrasos. Este hace que los horarios previamente planificados sean más o menos obsoletos. Esto sin duda se traducirá en más flexibilidad a la hora de la planificación de las frecuencias.

Así mismo inicialmente esta investigación solo considera cuatro líneas, dos de estas son del metro una del tren ligero y otra del metrobus, el modelo podría ampliarse considerando todas las líneas del metro, metrobus, trolebús y algunas líneas importantes de buses, considerando diferentes frecuencias, tiempos de viaje y la capacidad de movilidad que cada una de estas representa y evaluando eventualmente el peso de las estaciones de mayor uso en el sistema.

Considerando todo lo anterior es de vital importancia para investigaciones futuras desarrollar el tema de huella de carbono la cual representa una medida para la contribución de las organizaciones y el gobierno a ser entidades socialmente responsables y un elemento más de concienciación para la asunción entre los ciudadanos de prácticas más sostenibles. La huella de carbono identifica las fuentes de emisiones de GEI de un producto o servicio [54].

Reflexionando en ampliar la magnitud del problema y estudiar toda la red de metro así como la intermodalidad del sistema e incorporando los puntos anteriormente mencionados,

·requeriría una enorme cantidad de tiempo de cómputo ya que el procedimiento pretendería calcular cada elección de ruta y el calendario siguiente, como consecuencia la optimización puede tomar varios días de recursos computacionales. De tal forma que, es necesario algunas investigaciones y experimentos sobre la manera de hacer este procedimiento computacionalmente factible.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. **Publics, Union Internationale des Transports.** *El metro: una oportunidad para el desarrollo sostenible en las grandes urbes.* Bruselas, Belgica : s.n., 2003.
2. *The Landscape of Urban Influence on U.S.County Job Growth.* **Partridge, M. D., Rickman, S., Ali, K. & Olfert, M. R.** 381-389, s.l. : Review of Agricultural Economics, 2007, Vol. 29.
3. **Litman, T.** Rail Transit In America: A Comprehensive Evaluation of Benefits. [En línea] 2009. <http://www.vtpi.org/railben.pdf>.
4. *Transport impacts of the Copenhagen Metro.* **Vuk, G.** 223-233., s.l. : Journal of Transport Geography, 2005, Vol. 13.
5. *Transport impacts of Greater Manchester 's Metrolink light rail system.* **Knowles, R.** 1-14, 1996 : Journal of Transport Geography, Vol. 4.
6. *Travel demand impacts of a new privately operated suburban rail in the Madrid.* **Monzón, A.** Cambridge, UK. : European Transport Research Conference., 2000.
7. *Analysis of traffic corridor impacts from the introduction of the new Athens Metro system.* **Golias, J.C.** 91-97, s.l. : Journal of Transport Geography, 2002, Vol. 10.
8. *Design of effective public transportation systems.* **Nash, Andrew.** 2006, Institute of Transportation Planning and Systems ETH Zurich, p. 1.
9. *Principales características del sistema de transporte colectivo metro de Mexico D.F.* [En línea] Sistema Nacional de Información Estadística y Geográfica, Octubre 29, 2009. [Citado el: Noviembre 3, 2009.] <http://dgcnesyp.inegi.org.mx/cgi-win/bdiecoy.exe/514?c=12820>.
10. **Muñoz, José Prieto.** *Evolución del Gasto Público por Ramos 2003-2009.* Mexico : Centro de Estudios de las Finanzas Públicas, 2009.
11. Datos de Operacion: Sistema de Transporte Colectivo-Metro de la Ciudad de Mexico. *Sistema de Transporte Colectivo-Metro de la Ciudad de Mexico.* [En línea] 2008. [Citado el: Septiembre 19, 2009.] <http://www.metro.df.gob.mx/operacion/cifrasoperacion06.html>.

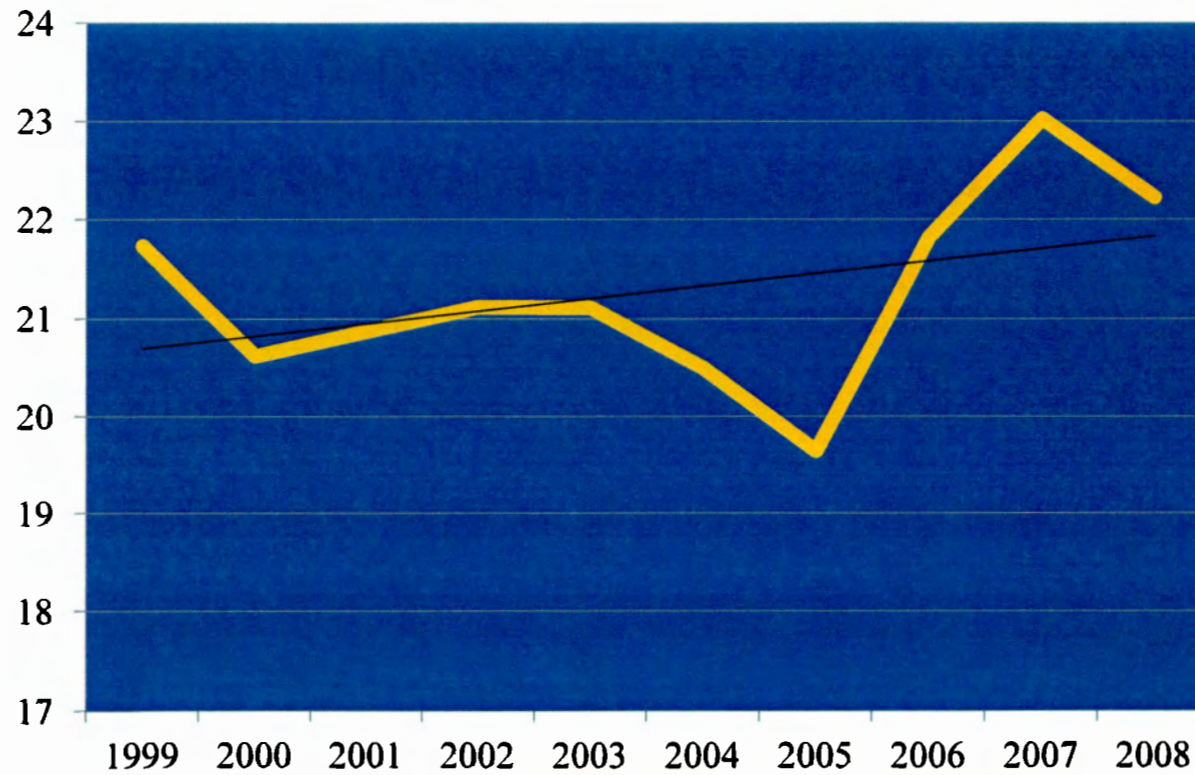
12. **Dunbar, Brian.** NASA. *NASA: EARTH*. [En línea] November 29, 2007. [Citado el: Septiembre 19, 2009.] http://www.nasa.gov/worldbook/earth_worldbook.html.
13. *Supply Chain Management: An opportunity for Metaheuristics.* **Lourenço, Helena.** 538, España : UPF Economics and Business Working Paper , 2001.
14. *City Logistics: Network Modelling and Intelligent Transport Systems.* **Taniguchi, E, y otros.** Pergamon : s.n., 2001.
15. *Vehicle routing and scheduling models, simulation and city logistics.* **Barcelo, J, Grzybowska, H y Pardo, S.** Cataluña : s.n., 2005.
16. *Linear Programming.* **Dantzig, George.** 1, California : Operations Research INFORMS, 2002, Vol. 50. ISSN.
17. **Papadimitriou y Steiglitz.** *Combinatorial optimization: algorithms and complexity.* s.l. : Prentice Hall Inc, 1982. ISBN 0-13-152462-3.
18. **Gács y Lovász.** *Complexity of Algorithms. Lecture Notes for Spring 1999.* [En línea] 1999. <http://www.cs.yale.edu/homes/lovasz/notes.html>.
19. *The Complexity of Theorem-Proving Procedures.* **Cook, S.A.** New York : Proceedings of the 3rd annual ACM Symposium on Theory of Computing, 1971.
20. *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness.* **Garey, M y Johnson, D.** New York : W.H. Freeman and Company, 1979.
21. *Reducibility among combinatorial problems.* **Karp, R.** New York : In Complexity of Computer Computations, 1972.
22. **Cormen, Thomas, y otros.** *Introduccion a los algoritmos.* s.l. : Prensa y McGraw-Colina, 2001. ISBN 0-262-03293-7.
23. *Approximation Algorithms for NP-Hard Problems.* **Hochbaum, D.** Boston : PWS Publishing, 1996.
24. *Diseño de Heurísticas y Fundamentos del recocido Simulado.* **Dowland, Kathryn y Belarmino, Diaz.** 20, España : Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2001. ISSN.
25. *Metaheuristics: A global view.* **Melian, Belen, Moreno, Jose y Moreno, Marcos.** 19, España : Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2003. ISSN.
26. *Future paths for integer programming and links to artificial intelligence.* **Glover, Fred.** s.l. : Computers and Operations Research, 1986, Vol. 5.
27. *Tabu search. part I.* **Glover, F.** s.l. : ORSA Journal on Computing, 1989.
28. *Tabu search. part II.* **Glover, F.** s.l. : ORSA Journal on Computing, 1990.
29. *Tabu Search.* **Glover, F.** s.l. : Kluwer, 1997.

30. —. **Glover, F, y otros.** s.l. : Annals of Operational Research, 1993.
31. *Optimization by simulated annealing.* **Kirkpatrick, S, Gellat, C.D y Vecchi, M.P.** s.l. : Science, 1983.
32. *Simulated Annealing: Theory and Applications.* **Van Laarhoven, P.J.M y Aarts, E.H.L.** s.l. : Kluwer Academic Press, 1987.
33. *Applied Simulated Annealing.* **Vidal, R.V.V.** s.l. : Systems. Springer Verlag, 1993.
34. *New optimization heuristics: The great deluge algorithm and the record-to-record travel.* **Dueck, G.** s.l. : Journal of Computational Physics,, 1993.
35. *Toleranzschwelle und Sintflut: Neue Ideen zur Optimierung.* **Dueck, G, Scheuer, T y Wallmeier, H.M.** s.l. : Spektrum der Wissenschaft, 1993.
36. *Threshold accepting: A general purpose optimization algorithm appearing superior to simulated annealing.* **Dueck, G y Scheurer, T.** s.l. : Journal of Computational Physics,, 1990.
37. *Old Bachelor Acceptance: A New Class of Non-Monotone Threshold Accepting Methods.* **Hu, T, Kahng, C y Tsao, C.** s.l. : ORSA Journal on Computing, 1995.
38. *A New Local Search Approach with Execution Time as an Input Parameter.* **Burke, E, y otros.** Nottingham : Computer Science Technical Report, 2002.
39. *Equation of state calculation by fast computing machines.* **Metropolis, N, y otros.** s.l. : Journal of chemistry physics, 1953.
40. *A thermodynamical approach to the travelling salesman problem: and Optimization simulation algorithm.* **Cerny, V.** s.l. : Journal of Optimization, 1985.
41. *Real-Time mass passenger transport network optimization.* **Laia Pagès, R. Jayakrishnan, Cristián E. Cortés.** 2005.
42. *Developing a Standard Definition of Intermodal Transportation.* **Jones, Brad, Cassady, Richard y Bowden, Royce.** Mississippi : s.n.
43. **Guo, Zhan.** *Transfers and path choice in urban public transport System.* Boston : s.n., 2008.
44. **Vuchic, Clarke y Molinero, A.M.** *Timed transfer system planning, desing and operation.* Pennsylvania : s.n., 1981.
45. *A comparison of stochastic and deterministic traffic assignment over congested networks.* **Sheffi, Y y Powell, W.** 1981, Vol. Transportation Research b.
46. *An algorithm, for the equilibrium assignment problem with random link Times.* **Sheffi, Y y Powell, W.** s.l. : Networks, 1982.
47. *Do stochastic traffic assignment models consider differences in road users utility functions?* **Nielsen, O.** London : Twentyfourth European Transport Forum, 1996.

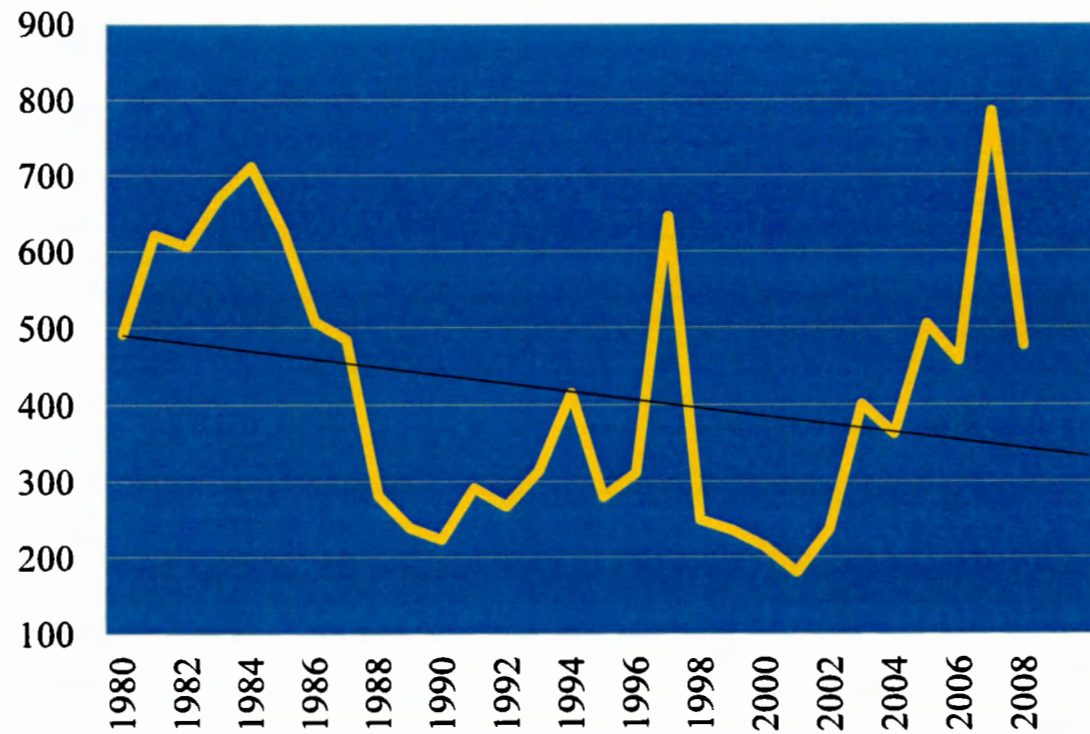
48. *A stochastic transit assignment model considering differences in passengers utility functions.* **Nielsen, Otto Anker.** Lyngby : Transportation Research part b, 2000.
49. *A stochastic transit assignment model using a dynamic schedule-based network.* **Tong, C y Wong, S.** Hong Kong : Transportation Research part B, 1999.
50. *Optimal strategies: A new assignment model for transit networks.* **Spiess, Heinz.** Montreal : s.n., 1989, Vol. Transportation Research part b.
51. *Minimizing Passenger Transfer Times in Public Transport Networks – An optimization model.* **Berliner, Michael, Anker, Otto y Neel, Leise.** 2005.
52. *Intermodal transportation system management : towards integration of traffic management system and users information system.* **Ezzedina, H, y otros.** Beijing, China : IMACS Multiconference on "Computational Engineering in Systems Applications", 2006.
53. *Optimizing Frequencies in a Transit Network: a Nonlinear Bi-Level Programming Approach.* **Constantin y Florian, M.** 2, s.l. : International Transactions in Operation Research, 1995.
54. Que es huella de carbono. [En línea] Huella de carbono, Octubre 26, 2010. <http://www.huellacarbono.es/apartado/general/huella-de-carbono.html>.
55. **Barrera, Gabriela Duvignau, y otros.** *Evolucion y Estadísticas del gasto publico federal en Mexico, 1980-2002.* Mexico : Centro de Estudios de las Finanzas Públicas, 2003.
56. **Shapiro, Jeremy.** *Modeling the Supply Chain.* s.l. : Duxbury, 2001.
57. *Effects of Urban Rail Transit Expansions: Evidence from Sixteen Cities, 1970–2000.* **Baum-Snow, N. & Kahn, M.** 160, s.l. : Brookings–Wharton Papers on Urban Affairs, 2005.
58. *Using a Simulated Annealing Algorithm to Solve Transit Route Network Design Problem.* **Fan, Wei y Machemehl, Randy.** 2006, Journal of transportation engineering.
59. *Modeling and Solution Methods for Viable Routes in Multimodal Networks.* **Huacan, Sun, Xuhong, Li y Dawei, Chen.** 2008, IEEE.

8. ANEXOS

Anexo A. Pasajeros Transportados y Energía Eléctrica Consumida vs Tiempo (Pasajeros/KWH)



Anexo B. Evolución del gasto total Per Cápita de la Secretaría de Comunicaciones y Transportes (1980-2008)



Anexo C. Demanda de viajes de tránsito entre cada estación de la línea número 2 (2007)

ORIGEN	DESTINO																								
	EST	CCA	PTN	TAC	CUI	POP	COL	NOR	SCO	REV	HID	BEL	ALL	ZOC	PIN	SAN	CHB	VIA	XOL	VIL	NAT	POR	ERM	GEN	TAS
CCA			576	3148	2368	938	1607	4755	2275	2405	3640	2591	1495	7745	1922	1049	929	1133	1820	901	1347	1040	1142	1439	7708
PTN	111			347	177	251	192	465	243	295	302	236	243	391	81	125	88	96	133	103	125	52	66	206	686
TAC	4615	338			400	446	969	1246	1138	800	1492	738	738	2231	769	431	431	600	646	123	385	262	262	662	2031
CUI	1527	160	182			203	566	876	545	705	534	523	470	1185	374	288	214	299	331	235	299	43	117	395	1314
POP	312	42	249	52			208	748	312	353	270	125	218	415	83	114	156	114	291	93	135	93	83	322	467
COL	459	66	352	74	115			614	516	532	721	368	671	762	295	213	344	328	319	205	164	172	221	409	942
NOR	1508	144	677	117	298	144			650	1210	1427	867	623	1436	1038	542	379	641	659	334	379	433	397	767	2682
SCO	1164	245	499	315	236	219	403			411	1033	508	516	1076	525	376	263	499	429	201	341	201	228	630	1505
REV	6685	224	1200	336	160	288	2207	352			656	672	512	1455	752	448	336	240	512	304	288	176	112	560	1823
HID	2295	184	482	230	390	275	872	711	711			505	689	1056	367	757	459	643	620	344	574	436	505	849	4200
BEL	3001	255	1437	327	473	327	1546	509	437	1182			36	164	127	109	273	127	309	109	127	55	91	146	600
ALL	3677	387	1210	503	406	513	1664	1016	803	1355	339			426	435	387	290	532	329	184	261	194	232	455	1384
ZOC	10193	388	2118	731	684	518	2266	1535	1267	2146	1017	629			1332	1230	1054	1064	1138	971	980	629	962	1387	5901
PIN	1654	50	562	248	83	232	513	397	397	380	265	364	678			199	248	281	116	265	182	232	232	364	1009
SAN	1714	112	398	173	204	224	551	602	296	755	622	469	1367	694			816	571	439	347	296	275	531	510	1888
CHB	1764	118	447	682	118	212	682	282	659	800	423	353	1858	659	682			659	706	353	517	541	565	1035	3458
VIA	1363	105	498	118	236	236	590	862	223	786	157	236	1219	472	393	380			812	629	668	681	891	1192	3066
XOL	1081	94	416	135	62	177	374	426	312	249	145	197	894	384	405	239	478			623	717	582	613	914	3117
VIL	886	97	510	134	61	158	826	376	231	583	304	486	886	546	243	473	486	534			619	607	656	850	2841
NAT	1034	82	447	71	94	165	811	447	235	564	129	212	670	494	294	294	576	740	611			564	552	1070	2809
POR	836	33	209	22	77	66	297	154	143	242	154	209	627	352	198	363	363	550	462	396			506	627	2827
ERM	1311	76	547	216	115	76	675	293	204	535	267	318	1388	509	547	446	955	993	560	815	560			1107	3933
GEN	2062	150	465	195	127	105	697	525	382	892	472	412	1275	765	510	675	757	735	502	570	810	525			1919
TAS	5848	334	1654	776	429	667	2254	1457	1191	2962	1239	1048	3602	2192	1477	2328	2158	2185	1593	1593	1838	2397	1791		

Fuente: Gerencia de ingeniería y nuevos proyectos, coordinación de desarrollo tecnológico. Sistema de Transporte colectivo metro ciudad de México.

Anexo D. Distancia que debe de recorrer el usuario para cambiar de tren en línea número 2

Estación-Origen	Dirección	Estación-Destino	Dirección	Distancia (m)
Tacuba	Cuatro Caminos	Tacuba L7	El rosario	320
		Tacuba L7	B. del muerto	310
	Tasqueña	Tacuba L7	El rosario	261
		Tacuba L7	B. del muerto	251
Hidalgo	Cuatro Caminos	Hidalgo L3	Indios Verdes	93
		Hidalgo L3	Universidad	55
	Tasqueña	Hidalgo L3	Indios Verdes	101
		Hidalgo L3	Universidad	55
Bellas Artes	Cuatro Caminos	Bellas Artes L8	Garibaldi	234
		Bellas Artes L8	Constitucion 1917	234
	Tasqueña	Bellas Artes L8	Garibaldi	297.5
		Bellas Artes L8	Constitucion 1917	297.5
Pino Suarez	Cuatro Caminos	Pino Suarez L1	Pantitlan	204
		Pino Suarez L1	Observatorio	241
	Tasqueña	Pino Suarez L1	Pantitlan	144
		Pino Suarez L1	Observatorio	191
Chabacano	Cuatro Caminos	Chabacano L8	Garibaldi	351
		Chabacano L8	Constitucion 1917	323
	Tasqueña	Chabacano L8	Garibaldi	351
		Chabacano L8	Constitucion 1917	323
	Cuatro Caminos	Chabacano L9	Pantitlan	264
		Chabacano L9	Tacubaya	223.5
Tasqueña	Chabacano L9	Pantitlan	264	
		Chabacano L9	Tacubaya	223.5

Fuente: Gerencia de ingeniería y nuevos proyectos, coordinación de desarrollo tecnológico. Sistema de Transporte colectivo metro ciudad de México.

Anexo E. Tiempo promedio de viaje de línea número 2 en cada estación

Línea	Inter-estación	Longitud de estación (metros)	Longitud de inter-estación (metros)	Total (Km)	Tiempo Promedio de viaje (min)
2	Cuatro caminos – Panteones	150	1,639	1.79	2.29
	Panteones – Tacuba	150	1,416	1.57	2.07
	Tacuba – Cuitláhuac	150	637	0.79	1.29
	Cuitláhuac – Popotla	150	620	0.77	1.27
	Popotla – Colegio Militar	150	462	0.61	1.11
	Colegio Militar – Normal	150	516	0.67	1.17
	Normal - San Cosme	150	657	0.81	1.31
	San Cosme – Revolución	150	537	0.69	1.19
	Revolución – Hidalgo	150	587	0.74	1.24
	Hidalgo – Bellas Artes	150	447	0.60	1.10
	Bellas Artes – Allende	150	387	0.54	1.04
	Allende – Zócalo	150	602	0.75	1.25
	Zócalo – Pino Suárez	150	745	0.90	1.40
	Pino Suárez – San Antonio Abad	150	817	0.97	1.47
	San Antonio Abad – Chabacano	150	642	0.79	1.29
	Chabacano – Viaducto	150	774	0.92	1.42
	Viaducto – Xola	150	490	0.64	1.14
	Xola – Villa de Cortés	150	698	0.85	1.35
	Villa de Cortés – Nativitas	150	750	0.90	1.40
	Nativitas – Portales	150	924	1.07	1.57
Portales – Ermita	150	748	0.90	1.40	
Ermita - General Anaya	150	838	0.99	1.49	
General Anaya – Tasqueña	150	1,330	1.48	1.98	

Fuente: Gerencia de ingeniería y nuevos proyectos, coordinación de desarrollo tecnológico. Sistema de Transporte colectivo metro ciudad de México.

* La velocidad promedio alcanza los 60 km/h en promedio y el tiempo de espera en cada estación se estima en 0.5 minutos

**La calendarización es de 452 vueltas en días laborales (38 trenes que es la capacidad máxima, en un intervalo de 2:10 min), 403 en sábados (36 trenes) y 287 días festivos (25 trenes)

***Tiempo de operación es de 15 horas por día, requiriendo 19.8 KW-h/km

Anexo F. Parámetros de Recocido Simulado.

	S.A 1	S.A 2	S.A 3	S.A 4
Temperatura inicial	1000000	100000	1000000	100000
Temperatura final	0.001	0.001	0.1	0.1
Numero de iteraciones al interior	350	450	450	450
Alpha	0.93	0.95	0.97	0.97