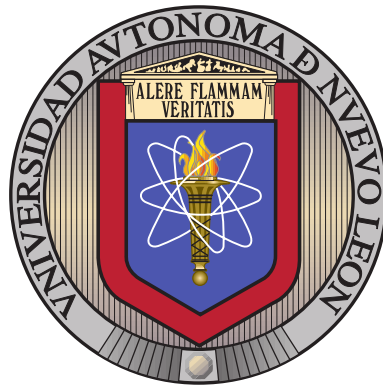


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



PLANEACIÓN DE UNA CADENA DE LOGÍSTICA
INVERSA Y OPTIMIZACIÓN EN TIEMPO REAL DE
UNA LÍNEA DE TRANSPORTE URBANO

POR

LEONARDO GABRIEL HERNÁNDEZ LANDA

COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

DOCTOR EN INGENIERÍA

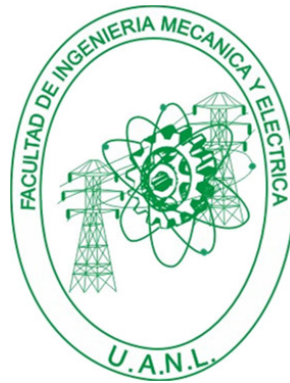
CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

DICIEMBRE 2014

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



PLANEACIÓN DE UNA CADENA DE LOGÍSTICA
INVERSA Y OPTIMIZACIÓN EN TIEMPO REAL DE
UNA LÍNEA DE TRANSPORTE URBANO

POR

LEONARDO GABRIEL HERNÁNDEZ LANDA

COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

DOCTOR EN INGENIERÍA

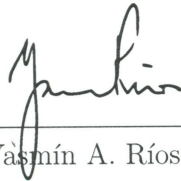
CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

DICIEMBRE 2014

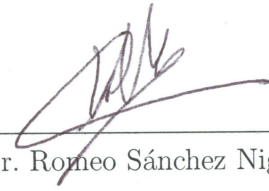
Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Subdirección de Estudios de Posgrado

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Planeación de una cadena de logística inversa y optimización en tiempo real de una línea de transporte urbano», realizada por el estudiante Leonardo Gabriel Hernández Landa, con número de matrícula 1506786, sea aceptada para su defensa como opción al grado de Doctor en Ingeniería con especialidad en Ingeniería de Sistemas.

El Comité de Tesis



Dra. Yasmín A. Ríos Solís
Co-director



Dr. Romeo Sánchez Nigenda
Co-Director

Dr. Fernando López Irarragori
Revisor

Dr. Igor S. Litvinchev
Revisor

Dra. Angélica del Rocío Lozano Cuevas
Revisor

Dr. José Fernando Camacho Vallejo
Revisor

Vo. Bo.

Dr. Simón Martínez Martínez
Subdirección de Estudios de Posgrado

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, Diciembre 2014

A mis padres.

A mi mujer.

A mis hijos.

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	VIII
1. Introducción	1
1.1. Descripción del problema	2
1.1.1. Diseño de una red de logística inversa con incentivos	2
1.1.2. Modelación lineal para la regulación de tráfico en una red de transporte urbano	3
1.2. Justificación de la consideración de la incertidumbre y las metodo- logías usadas	4
1.2.1. Manejo de problemas estocásticos	5
1.2.2. Estructura de la tesis	6
2. Formulación multiperiodo y estocástica para una red de logística inversa con incentivos a los clientes	8
2.1. Introducción	9
2.2. Revisión de literatura	12
2.3. Modelo de programación lineal entera mixta	13
2.3.1. Método GS-MIP	19

2.4. Resultados experimentales	21
2.5. Conclusiones del capítulo	26
3. Modelo de programación lineal para el control de tráfico de autobuses bajo incertidumbre	29
3.1. Introducción y descripción del problema	30
3.2. Estado del arte	33
3.3. Metodología	35
3.4. Resultados	39
3.4.1. Escenarios por intervalo de tiempo	41
3.4.2. Ajuste de parámetros en los escenarios	46
3.5. Conclusiones del capítulo	49
4. Estudio de un sistema real: Ecovía	51
4.1. Introducción	51
4.1.1. ¿Qué son los sistemas Bus Rapid Transit?	52
4.2. Sistema Ecovía	53
4.2.1. Características	53
4.2.2. Beneficios	54
4.2.3. Ventajas	55
4.3. Simulación del sistema Ecovía	55
4.3.1. Cálculo de la demanda	57
4.3.2. Cálculo de tablas Origen-Destino	58

4.4. Modelo matemático	58
4.5. Conclusiones del capítulo y trabajo futuro	61
4.5.1. Trabajo futuro	62
5. Conclusiones	64
5.1. Conclusiones generales	64
5.2. Trabajo futuro	65

AGRADECIMIENTOS

- A la doctora Yasmín Ríos por su excelente guía, paciencia y optimismo.
- A mis revisores, por sus valiosas aportaciones.
- Al doctor Igor Litvinchev por la beca otorgada para concluir la investigación.
- Al Programa de Posgrado en Ingeniería de Sistemas.
- A la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.
- A la Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por la beca de manutención de doctorado.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En esta tesis abordamos temas de transporte dentro de un entorno bajo incertidumbre. Veremos como los problemas de transporte son de los más afectados por el entorno externo, es por ello, que el proceso de planeación y control deben contemplar su comportamiento estocásticos dentro de los límites permisibles para añadir complejidad el problema. Se tiene que encontrar el balance entre la complejidad y el tiempo de solución necesaria para atacar el problema.

Presentamos dos problemas de transporte en los que la incertidumbre está presente y para obtener las mejores decisiones en tiempo y forma debemos tratarlos de manera particular a cada uno de ellos. Se aborda un problema de diseño de rutas y localización de instalaciones para una red de logística de recuperación. El segundo problema es la optimización en tiempo real de una línea de autobuses urbanos, donde se desea estabilizar las frecuencias de paso entre los autobuses. Ambos problemas incluyen dentro de su naturaleza la incertidumbre, el principal factor de incertidumbre es el comportamiento de los clientes. Básicamente la demanda de productos y servicios siempre será un factor de sumo interés e importancia. Se consideran de igual manera otros factores de interés para cada problema en particular. Estos problemas se describirán mejor más abajo y en particular a detalle en cada capítulo correspondiente.

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Esta tesis contiene el tratamiento de dos problemas, uno de diseño de cadena de suministro y otro de transporte urbano, los cuales son tratados bajo incertidumbre. Aunque ambos son de naturaleza estocástica, por las complejidad del proceso, la rapidez de solución y el tiempo de respuesta necesario ambos son tratados mediante diferentes técnicas.

1.1.1 DISEÑO DE UNA RED DE LOGÍSTICA INVERSA CON INCENTIVOS

En el capítulo 2 se muestra un problema de cadena de suministro, este problema aborda un problema de logística de ciclo cerrado o logística inversa, donde se tiene una red de distribución de tres niveles. El cual contempla la distribución de productos desde fábricas o plantas de manufactura, centros de almacenamiento y distribución y zonas de clientes, así como su proceso de recuperación de productos que pueden ser reutilizados para el proceso de remanufactura, cuya cadena inversa comprende el envío desde las zonas de clientes, a centros de distribución y finalmente a las plantas ampliadas para remanufactura.

Las decisiones que se deben tomar son a largo plazo, donde se contemplan el uso de múltiples periodos así como la incertidumbre. Las variables de decisión del proceso son la localización óptima de los centros de distribución y centros de inspección y definir qué plantas de manufactura deben ampliarse para la remanufactura de producto. Así mismo, se deben establecer las rutas óptimas de acuerdo al parámetro de demanda sobre las cuales el flujo del producto debe seguir. Como una adición al problema, se toma en cuenta la competencia de mercado de compra del producto, por lo que se debe establecer una política adecuada sobre el precio de adquisición del producto ofrecido al cliente para tener una mejor recopilación y que a la vez sea rentable.

La incertidumbre del problema es tratada en este caso mediante la combinación de la variación de la demanda y la tasa de retorno de producto. Se trata el problema mediante el uso de escenarios de variación de estos dos parámetros, cada uno con un valor esperado. También se establece un modelo multiperiodo del mismo problema para el cual podemos usar las mismas técnicas de solución por su estructura parecida al modelo estocástico.

Este capítulo fue publicado en el artículo (Litvinchev et al., 2014) en el Journal of Computer and Systems Sciences international

1.1.2 MODELACIÓN LINEAL PARA LA REGULACIÓN DE TRÁFICO EN UNA RED DE TRANSPORTE URBANO

El capítulo 3 expone un problema de decisión a corto plazo sobre el control de un sistema estocástico. Trata sobre el control de una línea de autobuses urbanos, cuya necesidad no se encuentra en la planeación, sino en la manera de actuar cuando el sistema está en funcionamiento y se producen eventos inesperados que crean inestabilidad para la línea. El objetivo es disminuir la afección al sistema de estas interrupciones.

El objetivo para esta investigación es regular la red de tráfico mediante los tiempos de separación de autobuses con el fin de reducir el tiempo de espera de los usuarios y a la vez reducir el impacto a la empresa sobre la planeación original.

Se tiene una red de autobuses y estaciones o paradas, la metodología usada es regular el sistema mediante el juego de *espera y sigue* de autobuses mediante una sola variable de decisión de espera de los autobuses en las estaciones. Esta metodología de tratamiento generalmente se conoce en inglés como *Holding Stop Problem*. Se propone un modelo de programación lineal y la incertidumbre para este problema es tratada de diferente manera al de diseño de cadena de suministro. Se usa la técnica de *optimización en el horizonte del tiempo*, esto es, dividir el proceso en periodos de tiempo establecidos, para cada periodo analizar el estado de la red y optimizar

mediante el modelo de programación lineal y usar la solución óptima que el modelo arroje hasta el próximo chequeo. La decisión de usar esta metodología se basa en el principio de obtener soluciones rápidas en un tiempo de respuesta rápido.

En este problema nos auxiliamos del uso de una simulación del sistema para poder hacer la optimización en el horizonte del tiempo. Esta simulación fue programada tratando de emular el comportamiento de una línea de transporte normal.

Este trabajo ha sido aceptado para su publicación como capítulo del libro en *Applied Simulation and Optimization: In Logistics and Industrial, and Aeronautical Practice* (Hernández-Landa et al., 2014).

1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA CONSIDERACIÓN DE LA INCERTIDUMBRE Y LAS METODOLOGÍAS USADAS

Para los problemas de transporte y cadena de suministro en general siempre se tienen distintos periodos de planeación, a largo y corto plazo. La planeación a largo plazo generalmente define decisiones que tendrán una gran vigencia como diseño y localización de instalaciones, diseño de rutas óptimas, etc. La planeación a corto plazo define las decisiones que se deben tomar día a día o en periodos estrechos donde sea cambiante el panorama de acuerdo a los factores que intervienen. Ejemplos de planeación a corto plazo en transporte son asignación de unidades, distribución de carga, asignación de chóferes, control en tiempo real, etc.

Tanto en las decisiones a largo plazo como en las decisiones a corto plazo debemos tomar en cuenta la naturaleza estocástica de los problemas, ya que si tomamos decisiones basados en un ambiente determinista, el cálculo de las variables óptimas solo se ajustarán al escenario establecido y cuando surjan variantes al sistema la solución puede llevarnos a tomar malas decisiones.

Steiner (2010) define la planeación como el esfuerzo sistemático y más o menos formal de una empresa para establecer sus propósitos, objetivos, políticas y estra-

tegrías básicas para desarrollar planes detallados con el fin de poner en práctica las políticas y estrategias y así lograr los objetivos y propósitos. Normalmente, pese a la planeación cuando ocurre un problema se procura encontrar la causa que provocó el desastre (resultado indeseable). Partir de un resultado y buscar una causa entre varias. Entonces necesitamos controlar las operaciones, mantener bajo control significa saber localizar el problema, analizar el proceso, estandarizar y establecer indicadores de resultado de forma que el problema no reaparezca más. Es aquí cuando se necesitan las decisiones a corto plazo que nos ayuden a solventar y corregir el problema que ha surgido.

Entonces se puede decir que las decisiones a largo plazo forman parte de la prevención o planeación y las decisiones a corto plazo forman parte de la corrección o del control de problemas.

Está bien establecido que los sistemas de planificación y control hacen importantes contribuciones al éxito de las operaciones de cualquier organización, tanto internamente ya través de su red logística. Entonces ambos tipos de decisiones es importante para la industria.

1.2.1 MANEJO DE PROBLEMAS ESTOCÁSTICOS

El proceso de operación de los problemas de transporte es muy susceptible a verse afectado por factores externos que están fuera del alcance del control del tomador de decisiones (condiciones climatológicas, estado de los caminos, tráfico, estructuras viales, accesos, demanda de servicio), es por ello que al tratar de resolver un problema es necesario contemplar el nivel de afectación que se puede dar y así obtener soluciones que sean más acertadas a la realidad.

El tratar con problemas de naturaleza estocástica como el transporte y cadena de suministro, debe contemplar la variabilidad y los cambios en los parámetros y factores que se dan en el sistema.

Debido a las dificultades en la consideración de incertidumbre en los procesos

de toma de decisión, es que muchos de estos procesos se asumen en ambientes de certeza, lo cual obviamente genera *incertidumbre* en la misma decisión que finalmente se tome. La representación de la incertidumbre en los procesos de toma de decisiones se hace generalmente mediante el modelación estocástica de las variables inciertas. En el campo de toma de decisiones hay múltiples ejemplos de la presencia de la incertidumbre. En algunos análisis la incertidumbre se considera explícitamente, en otros casos se incluye de manera implícita en el análisis, pero en la mayoría de los casos es completamente ignorada. Incluso cuando la incertidumbre es considerada, la mayoría de los decisores prefieren el uso de evaluadores únicos del comportamiento del sistema basados típicamente en el valor esperado del evaluador. Sin embargo, la consideración adecuada de la incertidumbre lleva a la consideración de varios criterios, por ejemplo la consideración del valor esperado del evaluador y la reducción del riesgo de tener un mal valor de ese evaluador, lo cual llevaría a plantear el problema de toma de decisiones bajo incertidumbre en un contexto de múltiples criterios, agregando complejidad al proceso de toma de decisiones. Técnicas como la simulación de Monte Carlo pueden dar funciones de distribución de probabilidades del evaluador en lugar de valores puntuales del mismo Arango (2007).

1.2.2 ESTRUCTURA DE LA TESIS

El capítulo 1 de esta tesis se compone de una introducción a la investigación realizada y un contexto general sobre ella, ofreciendo la descripción de los problemas aquí expuestos, en el capítulo 2 muestra un problema de cadena de suministro de ciclo cerrado, en su ampliación a un modelo estocástico y un modelo multiperiodo. Clasificamos este problema como MINLP (mixed integer non lineal problem, en inglés) y es reducido a un problema MILP (Mixed integer lineal problem, en inglés) mediante la combinación del método de la sección dorada y el uso de el solucionador de problemas de programación lineal Gurobi con C++, además de una comparativa de desempeño de diferentes técnicas de solución. El capítulo 3 expone un problema de redistribución de autobuses en una línea de transporte urbano, donde se ataca la

incertidumbre con la técnica de chequeo en el horizonte del tiempo para tratar de ofrecer soluciones de calidad y eficientes en un proceso de control en tiempo real. El capítulo 4 desarrolla la adaptación e implementación del modelo ofrecido en el capítulo 3 en un sistema real simulado. Esta simulación toma los parámetros de la medición de un sistema real. Nuestro objeto de estudio es la Ecovía de la ciudad de Monterrey N, L. Finalmente se presentan en el capítulo 5 el trabajo futuro y las conclusiones del trabajo de investigación realizado.

CAPÍTULO 2

FORMULACIÓN MULTIPERIODO Y ESTOCÁSTICA PARA UNA RED DE LOGÍSTICA INVERSA CON INCENTIVOS A LOS CLIENTES

Tenemos un problema de diseño de una red de *logística inversa* o también comúnmente conocido como *cadena de ciclo cerrado*. Nuestra red se compone de centros de distribución, centros de inspección y plantas de remanufactura. Deseamos determinar el valor de las variables sobre la cantidad de mercancía que se debe enviar de plantas hasta clientes, pasando por almacenes, como la cantidad de producto de retorno, el precio de adquisición del producto retornado a pagar en función del ahorro de costos unitarios y la oferta del competidor, además de la localización de instalaciones. Desarrollamos dos modelos de programación matemática para determinar la estrategia de precios de compra de los productos recuperados, junto con el diseño de la red óptima para hacer el ciclo más rentable. Introducimos un modelo con múltiples períodos y un modelo de demanda estocástica formulado por escenarios. Nuestra metodología se basa en la implementación del método de la sección dorada que nos permite fijar el precio de adquisición del producto utilizado y luego resolver el problema como un modelo programación lineal entera. Además, establecemos los costos fijos para la apertura de centros de distribución, centro de inspección, centros

de remanufactura y demostrar que tienen un fuerte impacto en el comportamiento de la solución.

2.1 INTRODUCCIÓN

Las redes de *logística inversa* o *cadena de ciclo cerrado* son las redes diseñadas con el objetivo de hacer frente a un proceso completo que va desde la entrega original del producto y al mismo tiempo la recuperación de productos al final de su vida útil para su reutilización o eliminación. Una red logística inversa es definida en Salema et al. (2007) como la relación entre el mercado de producto nuevo y el mercado de productos usados: cuando estos dos mercados coinciden entonces tenemos una cadena de ciclo cerrado. En Yang et al. (2009) los miembros de la cadena de suministro de ciclo cerrado se dividen en dos grupos: los miembros de la cadena logística tradicional, incluyendo proveedores de materias primas, productores, los minoristas y los mercados de demanda, y los miembros de la cadena de la logística inversa, incluyendo la demanda de mercado, centros de recuperación y fabricantes.

La gestión de la cadena de suministro de ciclo cerrado ha tenido un interés cada vez mayor debido al enfoque actual sobre el desarrollo ecológicamente sostenible. Por ejemplo, en Pokharel y Mutha (2009), los autores consideran que una buena gestión de un plan de logística demuestra el compromiso de la empresa con el medio ambiente. Por otra parte, el beneficio económico sustancial de la reutilización de los residuos es más rentable en comparación con el uso exclusivo de nuevas materias primas.

Actualmente, la Unión Europea tiene una legislación para hacer frente a la contaminación causada por los desechos electrónicos: Residuos de aparatos eléctricos y electrónicos (WEEE) (Ongondo et al., 2011). El objetivo general de estas directivas es para reducir los residuos eléctricos y electrónicos y promover su reutilización, reciclado y otras formas de recuperación con el fin de reducir el deshecho final. La Directiva WEEE abarca una amplia gama de productos: electrodomésticos pequeños o gran-

des, equipos de telecomunicaciones, equipos de iluminación, herramientas eléctricas, juguetes, material deportivo y de ocio, dispositivos médicos, controles y dispositivos de control y dispositivos automatizados.

Los productores deben ahora recuperar y reciclar una fracción determinada de los productos vendidos. Estas actividades deben incluir la recolección de los productos utilizados, la inspección y la separación para determinar ‘¿ Si el producto es recuperable o no?, por ejemplo la reutilización, el reciclaje, la reconstrucción o la reparación del producto, eliminación de los productos no recuperables, y la redistribución de los productos remanufacturados recuperados (De Brito et al., 2005).

Nos centramos en un problema para el diseño de una red de logística inversa donde se deben ubicar los centros de distribución, centros de inspección y plantas de remanufactura, así mismo, determinar el precio de adquisición o compra, la cantidad de bienes que deben recogerse en función del costo de ahorro unitario y del precio de adquisición del competidor. El objetivo de este estudio es determinar las estrategias de recolección de productos utilizados en dos modelos nuevos extendidos desde el modelo determinista propuesto en Tombus (2009). La primera red considera múltiples periodos a lo largo del tiempo mientras que el otro modelo tiene en cuenta una demanda estocástica formulada por escenarios. Desarrollamos dos modelos matemáticos para determinar la estrategia de precios de la recuperación de los productos junto con la red óptima que debe ser diseñada para hacerla más rentable.

Más precisamente, tenemos una cadena de suministro de ciclo cerrado de tres niveles (figura. 2.1), en el que el producto fabricado se envía a los centros de distribución y desde allí se distribuye a los clientes. De esos clientes, el producto utilizado se recupera y se envía a los centros de inspección para que se decida si se desecha o se envía a las plantas de remanufactura (líneas punteadas de la figura 2.1). Por otra parte, debemos elegir la mejor localización de los centros de distribución, centros de inspección (centro de distribución con una marca en la figura 2.1), y la fábricas para remanufactura (marcados con una R en la figura) con el fin de satisfacer los niveles de demanda en un entorno multiperiodo y otro con demanda y tasa de re-

torno estocásticas, y así minimizar los costos de transporte entre los tres niveles de la cadena. Además, la solución debe ofrecer el mejor precio de adquisición del producto utilizado ya que consideramos que existe una competencia con otras organizaciones como en Pokharel y Mutha (2009).

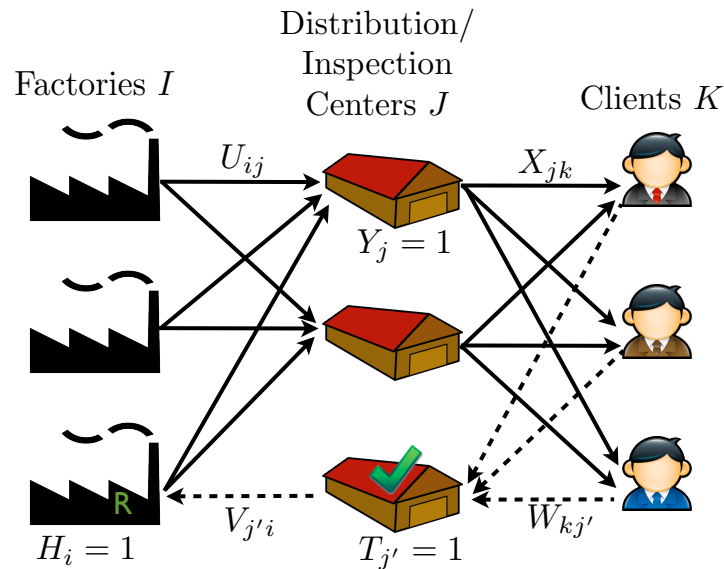


Figura 2.1: Esquema de la red de logística inversa.

Nuestra metodología es la siguiente. En primer lugar, se proponen dos nuevos modelos de programación entera no lineales, para el caso multiperiodo y el otro para el caso de la demanda estocástica. Luego, implementamos el método de la búsqueda de la sección dorada que nos permite fijar el precio de adquisición del producto utilizado. Con esto se ataca la no linealidad de la restricción de competencia y así resolver el modelo como un modelo de programación lineal entero. En esta etapa se explora el comportamiento entre calidad y tiempo de cálculo. Por otra parte, se establece una nueva forma de determinar los costos fijos de la apertura para los centros de distribución, inspección y remanufactura. Se demuestra que estos nuevos costos tienen un fuerte impacto en el comportamiento de la búsqueda de la sección dorada.

El capítulo está estructurado de la siguiente manera. A continuación en la sección 2.2 damos una breve revisión de la literatura para poner en contexto nuestro

trabajo en la cadena de suministro de ciclo cerrado y modelos de incentivos al cliente. En la sección 2.3 se presentan las formulaciones multiperiodo y el modelo no lineal estocástico. La sección 2.3.1 presenta el *método de la sección dorada*, así como su implementación para los modelos. En este mismo apartado se introduce una nueva forma de calcular los costes fijos del problema. La sección 2.4 muestra los resultados experimentales en instancias generadas aleatoriamente para demostrar que nuestra metodología es eficiente. Una sección final (2.5) concluye este trabajo.

2.2 REVISIÓN DE LITERATURA

El problema de red de logística inversa ha sido ampliamente estudiado (Salema et al. (2007); Yang et al. (2009); Pishvae et al. (2010); Pokharel y Mutha (2009); Mar-Ortiz et al. (2011); Srivastava (2008)). Además, hay algunas revisiones literarias excelentes por parte de Pokharel y Mutha (2009) y Fleischmann et al. (2000).

Con respecto a la logística inversa que han estudiado múltiples períodos podemos mencionar el trabajo Kannan et al. (2010), donde los autores presentan un algoritmo genético para su solución. En El-Sayed et al. (2010), una red logística inversa multiperiodo está diseñada por un modelo de programación lineal entero mixto. En Alumur et al. (2012), una formulación multiservicio es presentada de utilizar una red de logística inversa de materiales mediante el uso de programación lineal entera.

El punto de vista de la demanda bajo incertidumbre se ha estudiado en El-Sayed et al. (2010); Listeş y Dekker (2005); Pishvae et al. (2009) por modelos de naturaleza estocástica. En Santoso et al. (2005) los autores integran una estrategia de muestreo con una descomposición de Benders acelerado, mientras que Pishvae et al. (2011) estudia un modelo de optimización robusta para el manejo de la inherente incertidumbre de los datos de entrada.

Hay pocos modelos que analizan el establecimiento de precios para la adquisición de productos utilizados (Pokharel y Mutha, 2009). Podemos citar Aras y Aksen

(2008), donde el valor restante en los productos utilizados que pueden recuperar es la motivación principal del estudio para la operación de la empresa. Ellos usan la heurística basada en una búsqueda tabú y búsquedas de Fibonacci. En Kara et al. (2007) un modelo de simulación es presentado para el cálculo de los gastos de recaudación de producto.

Nuestra investigación se basa en el trabajo de Tombus (2009), en el que el objetivo es la localización de los centros de distribución, centros de inspección y plantas de remanufactura, la determinación del precio de adquisición, así como la cantidad de mercancías de retorno que se recojan en función de los ahorros de costos unitarios y el precio de adquisición de la competencia para reducir al mínimo los costos de transporte, los costos fijos y los costos de adquisición de productos usados. Un modelo de programación no lineal entero mixto estudiado en Tombus (2009) se convierte en un modelo entero lineal mixto uno cuando el precio de adquisición se fija a un valor preestablecido. El mejor valor del precio de adquisición se determina por la búsqueda sección áurea. Nuestro trabajo se extiende de Tombus (2009) por la introducción del marco de varios períodos y la demanda estocástica. Además, mejoramos la búsqueda de la sección dorada mediante la introducción de flexibilidad al costo de instalación que mejora significativamente los tiempos de ejecución sin perder la calidad de las soluciones.

2.3 MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA

MIXTA

La estructura de la red de logística inversa es considerada de la siguiente manera, un solo tipo de producto se produce dentro de las fábricas, este es enviado a los centros de distribución, después distribuido a los clientes, por el proceso inverso se retorna el producto usado colectado a los centros de inspección y volvemos a una planta de remanufactura. Nuestros modelos deben ser una herramienta eficaz para decidir donde se deben localizar centros de distribución e inspección y así como

cuales plantas deben ser reestructuradas para remanufacturar y recibir el producto usado. Por otra parte, también consideramos la decisión del precio ofrecido por la empresa al cliente para recuperar el producto usado. En la sección 2.3 se muestra el modelo multiperiodo de programación no lineal entera mixta, mientras que en la sección 2.3 se presenta un modelo bajo incertidumbre donde consideramos demanda estocástica.

Un resultado interesante es que ambos modelos representan diferentes configuraciones, pero tienen una estructura matemática similar que será aprovechada por nuestra metodología de solución en la sección 2.3.1.

MODELO MULTIPERIODO

Sea I el conjunto de las plantas de fabricación, J el conjunto de los posibles centros de distribución, K el conjunto de clientes y T el conjunto de los períodos a considerar. Tenga en cuenta que los centros de distribución y centros de inspección tienen capacidad ilimitada. Un cliente k tiene una demanda d_k^t por cada período de tiempo t . La proporción del producto retornado es τ^t para el período t . Cuando los productos devueltos pasan a través del centro de inspección sólo una proporción α es útil y puede ser enviada a la planta de remanufactura. El ubicar un centro de distribución j incurre en un costo fijo de f_j , mientras que si se fija para que sea un centro de inspección entonces el costo es g_j . Lo mismo ocurre con las plantas de fabricación: Si se decide adecuar una planta para remanufactura, tendrá un costo extra h_i .

Contamos con los siguientes conjuntos de variables binarias para tomar las decisiones sobre la ubicación.

$$H_i = \begin{cases} 1 & \text{Si la fábrica } i \text{ es expandida como unidad de remanufactura,} \\ 0 & \text{Otra caso,} \end{cases}$$

$$Y_j = \begin{cases} 1 & \text{Si la localización } j \text{ es usada como un centro de distribución,} \\ 0 & \text{Otra cosa,} \end{cases}$$

$$T_j = \begin{cases} 1 & \text{Si la localización } j \text{ es usada como un centro de inspección,} \\ 0 & \text{Otra cosa.} \end{cases}$$

La cantidad de producto enviado desde la fábrica i al centro de distribución j en el período t se representa con las variables U_{ij}^t . Del mismo modo, la cantidad de producto enviado desde el centro de distribución j al cliente k en el período t es X_{jk}^t . Estos suelen ser llamados como el flujo tradicional dentro de la red. La cantidad enviada desde el cliente k al centro de inspección j en t es W_{kj}^t , mientras que la cantidad enviada desde centro de inspección de j para la fábrica de remanufactura i en t es V_{ji} . Estos son los flujos inversos de la red. El costo de transporte por unidad de la fábrica i al centro de distribución j es c_{ij} , el costo desde el centro de distribución j al cliente k es e_{jk} , el costo desde el cliente k al centro de inspección j es ep_{kj} , mientras que desde el centro de inspección j para la fábrica de remanufactura i es cp_{ji} .

Ahora se presenta el modelo matemático para la red de logística inversa de varios períodos el cual nombramos como multi-NLMIP.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{j \in J} (f_j Y_j + g_j T_j) + \sum_{i \in I} h_i H_i + \sum_{t \in T} \left(\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} U_{ij}^t + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} e_{jk} X_{jk}^t \right) \\ & + \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} cp_{ji} V_{ji}^t + \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} W_{kj}^t (ep_{kj} + L - b) \end{aligned} \quad (2.1)$$

$$\sum_{j \in J} X_{jk}^t = d_k^t \quad \forall j \in J, t \in T \quad (2.2)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in I} U_{ij}^t = X_{jk}^t \quad \forall j \in J, t \in T \quad (2.3)$$

$$\alpha \sum_{k \in K} W_{kj}^t = \sum_{i \in I} V_{ji}^t \quad \forall j \in J, t \in T \quad (2.4)$$

$$\sum_{j \in J} U_{ij}^t - V_{ji}^t \leq s_i \quad \forall i \in I, t \in T \quad (2.5)$$

$$\sum_{j \in J} V_{ji}^t - U_{ij}^t \leq 0 \quad \forall i \in I, t \in T \quad (2.6)$$

$$\sum_{j \in J} V_{ji}^t \leq a_i H_i \quad \forall i \in I, t \in T \quad (2.7)$$

$$X_{jk}^t \leq d_k^t Y_j \quad \forall j \in J, k \in K, t \in T \quad (2.8)$$

$$W_{jk}^t \leq \tau^t T_j d_k^t \quad \forall j \in J, k \in K, t \in T \quad (2.9)$$

$$\sum_{j \in J} W_{kj}^t = \frac{L}{L+l} \tau^t d_k^t \quad \forall k \in K, t \in T \quad (2.10)$$

$$X_{j,k}^t, W_{k,j}^t, U_{i,j}^t, V_{j,i}^t, L \geq 0 \quad \forall i \in I, j \in J, k \in K, t \in T \quad (2.11)$$

$$Y_j, T_j, H_i \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I, j \in J \quad (2.12)$$

La función objetivo (2.1) considera en su primera parte los costos fijos de la apertura de los centros de distribución e inspección. Consiguiente a esto considera el coste de adquisición del producto utilizado L y el beneficio de la remanufactura de estos productos utilizados b . El resto de los costos se relacionan con los flujos primales y inversos. Todos estos costos y beneficios se consideran para todos los períodos.

La demanda de cada cliente debe ser satisfecha para cada uno de los períodos, esto se logra mediante las restricciones (2.2). Tenga en cuenta que un cliente puede ser suministrado por varios centros de distribución. Las restricciones de balance (2.3) se aseguran de que la cantidad de productos que llegan a un centro de distribución es la misma que se envía a los clientes. Del mismo modo, las restricciones de balance (2.4) consideran el flujo inverso entre los clientes y el centro de inspección, multiplicado por un parámetro α que es la tasa de retorno esperada del producto utilizado.

La restricción (2.5) implica que todo lo que se produce en la planta i (menos los productos recuperados) no viola la capacidad s_i de la fábrica en cada período. La restricción (2.6) limita la cantidad de productos reutilizados por la cantidad de

nuevos productos para cada planta en cada período. Las restricciones (2.7) limitan la cantidad de productos reutilizados para la capacidad de la planta de remanufactura si esta se ha adecuado para remanufactura. Las restricciones (2.8) limitan la cantidad de productos que se pueden enviar a un cliente de un centro de distribución si se decide abrir. Restricciones (2.9) limitan la cantidad de producto recuperado que es inspeccionada en el centro de j (si se elige) por una proporción de la demanda.

Las restricciones no lineales (2.10) expresan la cantidad de producto usado como una función de la proporción entre el precio de recuperación que la empresa ofrece L , más el precio l que el competidor está ofreciendo para la recuperación de los productos multiplicados por la cantidad de producto que se pueden recuperar.

MODELO ESTOCÁSTICO

Una formulación estocástica se puede establecer mediante el uso de casi el mismo modelo que se acaba de presentar. De hecho, en lugar de tener períodos t , tendríamos s escenarios junto con una probabilidad de ocurrencia para cada escenario. Llamaremos a este problema como Stoch-NLMIP. La estructura de los espacios de soluciones del caso multiperíodo y el estocástico (con escenarios) son muy similares.

Los escenarios para la formulación estocástica Stoch-NLMIP se obtienen de la demanda incierta de los clientes y de la tasa de retorno del producto. Consideramos un conjunto S de cuatro escenarios: alta demanda y baja tasa de retorno, baja demanda y baja tasa de retorno, alta demanda y baja tasa de retorno, baja demanda y alta tasa de retorno. Para cada escenario s , tenemos una probabilidad de p_s .

La cantidad de producto enviado desde la fábrica i al centro de distribución j bajo el escenario s es U_{ij}^s . La cantidad de producto enviado desde el centro de distribución j al cliente k en el escenario s es X_{jk}^s . La cantidad enviada desde el cliente k al centro de inspección j es W_{kj}^s , mientras que la cantidad enviada desde centro de inspección j para la fábrica de remanufactura i es V_{ji}^s . El modelo bajo

incertidumbre con demanda y tasa de retorno estocástico, Stoch-NLMIP, queda de la siguiente manera.

$$\begin{aligned} \min \sum_{j \in J} (f_j Y_j + g_j T_j) + \sum_{i \in I} h_i H_i + \sum_{s \in S} p^s \left(\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} U_{i,j}^s + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} e_{jk} X_{jk}^s \right) \quad (2.13) \\ + \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} c_{pji} V_{ji}^s + \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} W_{kj}^s (ep_{kj} + L - b) \end{aligned}$$

$$\sum_{j \in J} X_{jk}^s = d_k^s \quad \forall k \in K, t \in T \quad (2.14)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in I} U_{ij}^s = X_{jk}^s \quad \forall j \in J, s \in S \quad (2.15)$$

$$\alpha \sum_{k \in K} W_{kj}^s = \sum_{i \in I} V_{ji}^s \quad \forall j \in J, s \in S \quad (2.16)$$

$$\sum_{j \in J} U_{ij}^s - V_{ji}^s \leq s_i \quad \forall i \in I, s \in S \quad (2.17)$$

$$\sum_{j \in J} V_{ji}^s - U_{ij}^s \leq 0 \quad \forall i \in I, s \in S \quad (2.18)$$

$$\sum_{j \in J} V_{ji}^s \leq a_i H_i \quad \forall i \in I, s \in S \quad (2.19)$$

$$X_{jk}^s \leq d_k^s Y_j \quad \forall j \in J, k \in K, s \in S \quad (2.20)$$

$$W_{jk}^s \leq \tau^s T_j d_k^s \quad \forall j \in J, k \in K, s \in S \quad (2.21)$$

$$\sum_{j \in J} W_{kj}^s = \frac{L}{L+l} \tau^s d_k^s \quad \forall k \in K, s \in S \quad (2.22)$$

$$X_{j,k}^s, W_{k,j}^s, U_{i,j}^s, V_{j,i}^s, L \geq 0 \quad \forall i \in I, j \in J, k \in K, s \in S \quad (2.23)$$

$$Y_j, T_j, H_i \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I, j \in J \quad (2.24)$$

Como se puede observar, los modelos multi-NLMIP y Stoch-NLMIP ((2.14)-(2.24)) son análogos en su estructura pero diferente tipos de problemas. En la sección 2.3.1 se presenta un método para la resolución de multi-NLMIP. Esta misma metodología se puede utilizar para Stoch-NLMIP como se muestra experimentalmente en la sección 2.4.

2.3.1 MÉTODO GS-MIP

En el modelo multi-NLMIP (y Stoch-NLMIP) las restricciones no lineales que dificultan la solución son (2.10) (o (2.20)). Se observa que una vez que el valor que estamos ofreciendo L para la recuperación de la productos se fija, entonces multi-NLMIP (y Stoch-NLMIP) son problemas lineales enteros mixtos y pueden ser resueltos por el método de *ramificación y acotamiento* (B&B por sus siglas en inglés). Sin embargo, la cantidad de tiempo que tarda un solucionador con el método de ramificación y acotamiento, aun si L se fija el problema todavía puede ser difícil de resolver.

El punto clave es establecer el costo fijo para la ubicación de un centro de distribución j , f_j , para un centro de inspección g_j , y para una planta de remanufactura h_i . Entonces, proponemos hacer que el precio de apertura sea dependiente del tamaño de instancia mediante las siguientes formulas.

$$h_i = \frac{F_i(|J| + |K|)}{|I|} \quad (2.25)$$

$$f_j = g_j = \frac{F_j(|K|)}{|I|} \quad (2.26)$$

Parametrizando las variables L observamos una estructura convexa de las soluciones cuando usamos los costos fijos (2.25) para las plantas y (2.26) para los centros de distribución y centros de control, respectivamente. Tomamos ventaja de esta característica para reducir los tiempos de cálculo mediante la introducción de una cierta flexibilidad que garantiza la cercanía a las soluciones óptimas. A continuación se explica con más detalle la metodología que llamamos búsqueda Sección de Oro a la Programación Entera Mixta (GS-MIP) para la solución de multi-NLMIP y de Stoch-NLMIP.

Sea multi-MIP (L) un modelo de programación entero mixto obtenido mediante la fijación del valor de la variable L . Aplicamos la búsqueda sección dorada (Press

Algoritmo 1 Algoritmo de método de la sección dorada

Entrada: $L_i = 0, L_u = 0, \epsilon = 0$

- 1: $R = \frac{\sqrt{5}-1}{2}, D = L_u - L_i$
 - 2: **repetir**
 - 3: $L_1 = L_i + D$
 - 4: $L_2 = L_u - D$
 - 5: Calcular $f(L_k)$ con $\text{gap} = \gamma \%, k = 1, 2$
 - 6: **si** $f(L_1) < f(L_2)$ **entonces**
 - 7: $L_i = L_2$
 - 8: **si no**
 - 9: $L_u = L_1$
 - 10: **fin si**
 - 11: $D = L_u - L_i$
 - 12: **hasta que** $D < \epsilon$
-

et al., 1987) para encontrar el valor óptimo de L . Esta metodología se esquematiza en el algoritmo 1, donde mantenemos los valores de la función de los puntos cuyas distancias forman una proporción áurea. Inicializamos L_i, L_u, ϵ , el número áureo R y establecemos D . En los pasos 4 y 5 que establecen el nuevo límite superior e inferior de L y en el paso 6 evaluamos las soluciones mediante el uso de un solucionador de programación lineal entera para el multi-NLMIP(L_k) con una tolerancia (mejor solución entera - mejor solución relajación) / mejor solución entera) de $\lambda \%$. Esta flexibilidad se basa en la forma convexa del valor de la función paramétrica de multi-MIP (L) y es el punto clave de la eficacia de nuestro método. En los pasos 7-10 actualizamos las cotas, mientras que en el paso 12, D es reducido por la sección dorada. Iteramos hasta que el intervalo D es menor que el ϵ dado.

En Tombus (2009) un método de búsqueda de la sección dorada se presenta pero sin la característica importante de la variación. De hecho, la novedad de tener funciones convexas parametrizadas de forma multi-MIP (L) permiten esta flexibilidad de la brecha sin perder calidad en la solución. Se demuestra en la sección 2.4

que nuestro método GS-MIP(30 %) es eficiente en diferentes tipos de instancias. Observe que la misma metodología del algoritmo 1 se puede aplicar a Stoch-NLMIP. En la siguiente sección mostramos resultados experimentales de nuestra metodología propuesta.

2.4 RESULTADOS EXPERIMENTALES

En esta sección probamos que el GS-MIP (30 %) es eficaz para resolver el multi-NLMIP y el Stoch-NLMIP.

Hemos generado un conjunto de instancias basado en los parámetros establecidos en Tombus (2009). Las coordenadas de las fábricas, los centros de distribución e inspección y los clientes fueron establecidas con valores uniformes en el intervalo $[0,1]$. El costo entre fábricas, centros de distribución, centros de inspección, y los clientes se obtiene mediante el cálculo de la distancia euclidiana entre los puntos. El tamaño de la instancia se denota como $(|I|, |J|, |K|)$ que corresponde al número de fábricas, centros de distribución y clientes, respectivamente. Clasificamos las instancias en tres conjuntos: las instancias pequeñas son de tamaño $(5, 10, 40)$, las instancias de tamaño medio de $(10, 30, 60)$, mientras que las grandes son de $(15, 50, 80)$.

Las demandas de los clientes se eligen de manera uniforme en el intervalo $[0,100]$ para el caso de multi-NLMIP consideramos dos períodos. Para el Stoch-NLMIP la demanda de los clientes tiene dos rangos, el intervalo $[0,50]$ para el escenario con demanda baja y el intervalo $[50,100]$ para el escenario con alta demanda; $\tau^s = 0.4$ para la tasa baja de retorno y $\tau^s = 0.8$ para la tasa alta de retorno. Por lo tanto, tenemos cuatro escenarios. Los costos fijos requeridos por la apertura de una unidad de remanufactura, un centro de distribución y un centro de inspección basado en Tombus (2009) son 5000, 7500 y 10000, respectivamente. Recordemos que proponemos utilizar los costos fijos dependientes del tamaño instancia con las ecuaciones (2.11).

El precio de adquisición del competidor l se fija en 10 unidades, mientras que el beneficio obtenido por la remanufactura de un producto es $b = 20$. Para el cálculo de la capacidad de las unidades de remanufactura a_i y la capacidad de las plantas s_i , para todo $i \in I$, se utilizaron las ecuaciones (2.27) y (2.28) para asegurar la factibilidad de la instancia de multi-NLMIP usamos una tasa de recuperación $\alpha = 0.8$.

$$a_i = \frac{\alpha \sum_{k \in K} \sum_{t \in T} \tau^t d_k^t}{|K|} \quad (2.27)$$

$$s_i = \frac{\sum_{k \in K} \sum_{t \in T} d_k^t}{|K|} \quad (2.28)$$

Análogamente se hace para Stoch-NLMIP donde estos parámetros ahora dependerán de cada escenario. En el caso de que una instancia no cumpla con las restricciones es fácil de insertar una planta ficticia o cliente.

Los modelos Multi-NLMIP y Stoch-NLMIP se implementaron en GAMS con el solucionador no lineal DICOPT. Este programa se basa en la extensión del algoritmo aproximación-exterior a la estrategia de relajación de igualdad. Ambos modelos también se resolvieron con GS-MIP (30%) implementado en GAMS con el solver de programación lineal entera de CPLEX 11.2. Utilizamos las dos alternativas posibles dadas por solucionador de CPLEX: el algoritmo de ramificación y acotamiento (B&B) y el método de punto interior (método de barrera). Todos los experimentos fueron ejecutados en un Sun Fire V440 con 4 Ultra SPARC III de 1602 MHZ, y 8 GB de RAM.

La tabla 2.1 presenta los resultados experimentales de los modelos multi-NLMIP y Stoch-NLMIP resueltos con nuestra metodología GS-MIP ($\gamma\%$) (con $\epsilon = 0.001$) y con DICOPT. Cada fila es el promedio de 10 casos diferentes. La tabla tiene dos secciones, una para multi-NLMIP y otro para Stoch-NLMIP. La primera columna indica el tamaño de la instancia. Las tres columnas siguientes son para GS-MIP (30%) con el B&B, las otras tres columnas son para GS-MIP (30%)

con el *método de barrera* (BM, por sus siglas en inglés), y finalmente las tres últimas columnas son para DICOPT. Para cada método se notifican, el tiempo promedio, el valor medio del precio de adquisición de L , y el tiempo en segundos ("-" significa que DICOPT no pudo encontrar una solución en menos de 10000 segundos).

Tabla 2.1: Desempeño de GS-MIP(30%) para Multi-NLMIP y Stoch-NLMIP

multi-NLP									
	GS-MIP(30%) con B&B			GS-MIP(30%) con BM			DICOPT 30%		
Instancia	Objetivo	L	Tiempo	Objetivo	L	Tiempo	Objetivo	L	Tiempo
(5,10,40)	11342.34	6.68	68.33	11342.34	6.68	126.34	14935.23	7.25	47.34
(10,20,60)	5003.39	7.51	345.31	5003.39	7.51	523.67	5984.09	7.12	875.72
(15,30,80)	7462.18	5.52	5385.05	7462.18	5.52	4834.22	-	-	10000
stoch-NLP									
	GS-MIP(30%) con B&B			GS-MIP(30%) con BM			DICOPT 30%		
Instancia	Objetivo	L	Tiempo	Objetivo	L	Tiempo	Objetivo	L	Tiempo
(5,10,40)	7232.7	6.68	120.44	7232.7	6.68	200.71	7311.72	7.31	69.51
(10,20,60)	4879.87	7.11	421.48	4879.87	7.11	531.55	5234.32	7.14	1399.16
(15,30,80)	3152.87	7.3	9281.99	3152.87	7.3	7992.41	-	-	10000

El solucionador no lineal DICOPT no es capaz de encontrar soluciones para las instancias grandes. Por otra parte, la calidad de las de soluciones DICOPT es peor que las soluciones obtenidas por GS-MIP(30%) alrededor del 25% para Multi-NLMIP y alrededor del 4% para Stoch-NLMIP. Incluso si ambos problemas tienen la misma estructura matemática, DICOPT resuelve más fácilmente el problema estocástico. Observe que la calidad de las soluciones obtenidas por GS-MIP (30%) es el mismo para ambos métodos, B&B y el método de la barrera (estamos comparando promedios, pero en todas las soluciones tuvimos el mismo valor para ambos métodos). Vale la pena mencionar que el método de barrera para GS-MIP(30%) es más rápido que el B&B para los casos más grandes en ambos problemas. En general, los tiempos son razonables para el problema de planificación que consideramos en este trabajo. El hecho de que Multi-NLMIP considera en este trabajo dos períodos y Stoch-NLMIP tiene cuatro escenarios para la demanda, es un comportamiento

normal que Stoch-NLMIP gaste más tiempo de solución que Multi-NLMIP.

En la tabla 2.2 se presentan los resultados de la aplicación del GS-MIP($\gamma\%$) para las instancias medianas de multi-NLMIP cuando el valor de γ y ϵ varía para el B&B y el método de la barrera. La primera columna muestra la precisión de la solución γ , seguido por la variación en la exactitud del método de la sección dorada. Luego hay dos secciones, una para GS-MIP ($\gamma\%$) con el B&B y el otro para el método de barrera. La primera columna de cada sección es el número medio de iteraciones realizadas por GS-MIP ($\gamma\%$). La segunda columna es el valor medio del precio de adquisición, tercera columna es la función objetivo promedio, mientras que la última columna es el tiempo de ejecución en segundos. Los valores medios de las iteraciones, L y la función objetivo son sólo para mostrar similitudes o discrepancias.

Tabla 2.2: Variaciones en la precisión de la solución γ y el error ϵ de la sección dorada

Variaciones		GS-MIP($\gamma\%$) con B&B				GS-MIP($\gamma\%$) con BM			
$\gamma\%$	ϵ	Iteración	L	Objetivo	Tiempo	Iteración	L	Objetivo	Tiempo
0	0.1	17	7.19	29597.2	2747.5	17	7.19	29597.2	2199.99
10	0.1	17	7.19	29597.2	1542.32	17	7.19	29597.2	1489.22
20	0.1	17	7.19	29597.2	665.28	17	7.19	29597.2	648.25
30	0.1	17	7.2	29723.4	38.8	17	7.19	29597.2	128.47
0	0.2	6	7.65	29606.3	1320.63	6	7.19	29606.3	995.11
10	0.2	6	7.65	29606.3	665.28	6	7.19	29606.3	648.25
20	0.2	6	7.65	29606.3	633.7	6	7.65	29606.3	539.48
30	0.2	6	6.53	29742.7	16.09	6	7.65	29606.3	52.72
0	0.4	5	7.65	29606.3	1172.8	5	7.65	29606.3	868.36
10	0.4	5	7.65	29606.3	665.28	5	7.65	29606.3	648.25
20	0.4	5	7.65	29606.3	631.29	5	7.65	29606.3	532.23
30	0.4	5	5.84	29808.1	16.32	5	7.65	29606.3	43.8

Podemos notar que el método barrera supera al B&B en tiempo sin reducir la calidad de la solución. Está claro que la convergencia de la B&B es más lenta cuando la convergencia está más cerca del óptimo, pero cuando le damos un poco

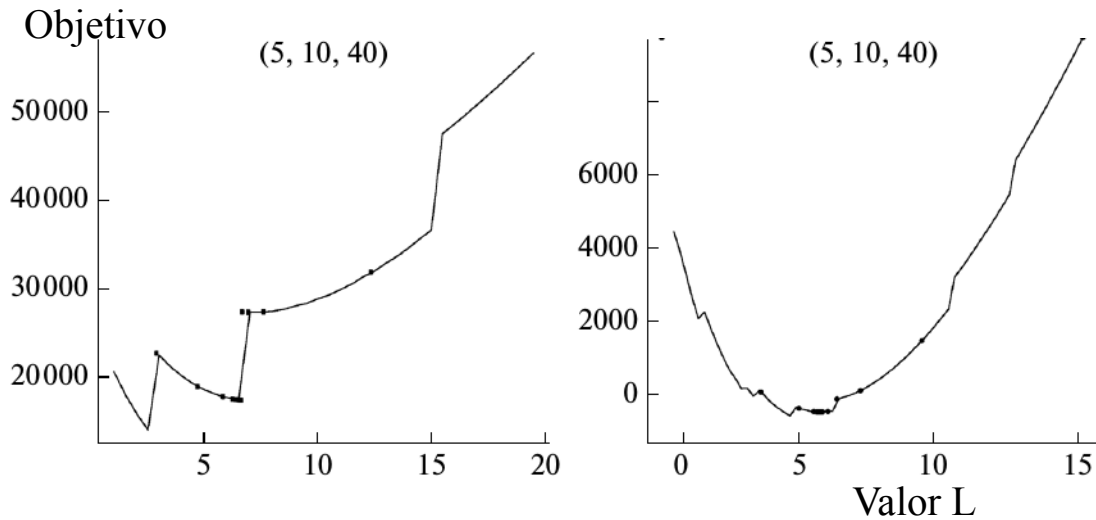


Figura 2.2: Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para pequeñas instancias en Multi-NLMIP

de flexibilidad, el B&B es más rápido que el método de barrera. También podemos observar que los tiempos de cálculo mejoran a medida que reducimos la precisión del método de la sección dorada. Por otra parte, cabe destacar que la calidad de las soluciones está en un nivel aceptable, incluso si permitimos cierta flexibilidad. A efecto de la búsqueda de soluciones de alta calidad en un tiempo eficiente sugerimos, utilizar la combinación de precisión de 30 % de diferencia con el método de la sección dorada.

Las figuras 2.2 muestra los valores del precio de recuperación de L en el eje x y el valor de la función objetivo de Multi-MIP(L) en el eje y para una pequeña instancia cuando se utiliza el costo fijo que proponemos en 2.2 (a la derecha panel) y al usar los valores independientes de costo fijo de Tombus (2009) (panel izquierdo). La línea continua se obtiene dividiendo el intervalo de L en 50 en puntos equidistantes y ejecutando el B&B con una precisión cerca de 0. Los puntos son las soluciones obtenidas por la GS-MIP(30 %).

Podemos observar la forma convexa de la función objetivo cuando se utiliza el costo fijo propuesto, el cual depende del tamaño de la instancia. Esta forma convexa ayuda fuertemente la GS-MIP (30 %) ya que es más fácil evitar óptimos locales. Los

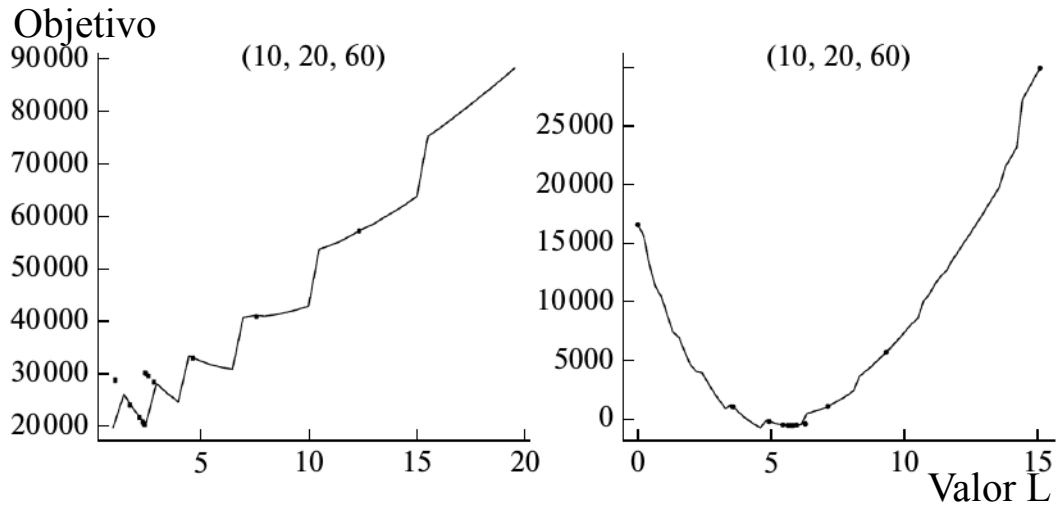


Figura 2.3: Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para medianas instancias en Multi-NLMIP

saltos en la función objetivo están relacionadas con las decisiones de expansión de una planta con un módulo de remanufactura, o con las decisiones de la apertura de un nuevo centro de inspección o centro de distribución.

La figura 2.3 es análoga a la figura 2.2, pero para las instancias de tamaño medio. Notamos el mismo comportamiento.

Llevamos a cabo el mismo análisis sobre el comportamiento de la función objetivo para el modelo Stoch-NLMIP sólo para validar que tenemos el mismo comportamiento que antes. Se puede observar en las figuras 2.4-2.5.

2.5 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Nos centramos en un problema de diseño de red logística inversa, donde debemos decidir la ubicación de los centros de distribución, centros de inspección y plantas de remanufactura, así como definir el precio de adquisición, la cantidad de mercancías a enviar dentro de la red en función de los ahorros de los costos unitarios y el precio de adquisición de la competencia. Por otra parte, se introducen múltiples períodos y la demanda estocástica formulada por escenarios. Desarrollamos dos

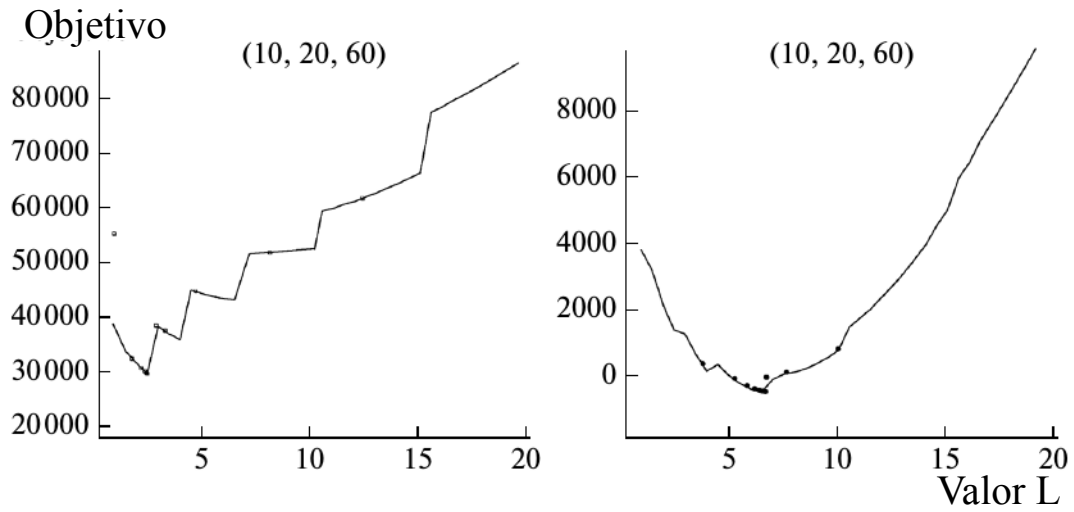


Figura 2.4: Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para pequeñas instancias en Stoch-NLMIP

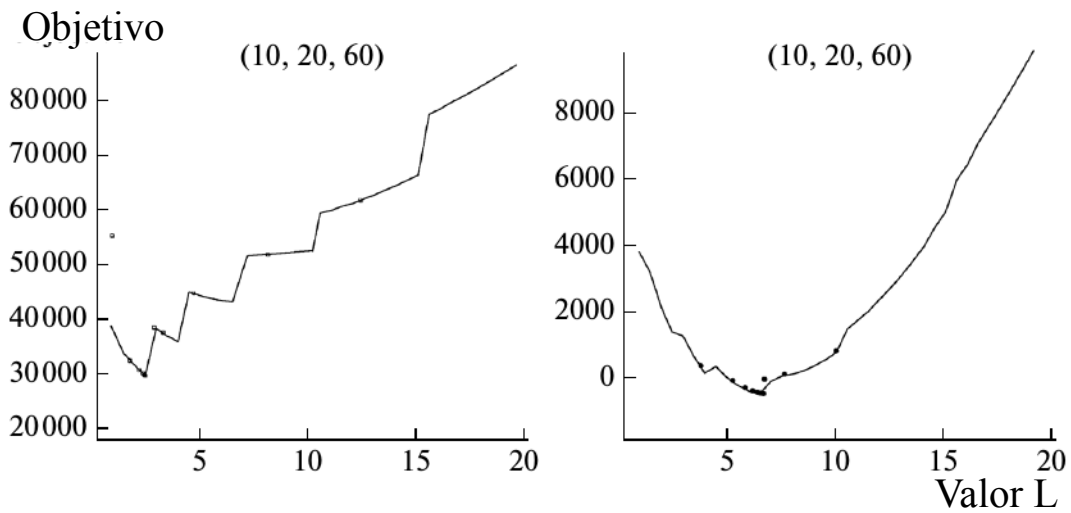


Figura 2.5: Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para medianas instancias en Stoch-NLMIP

modelos de programación matemática para determinar la estrategia de precios de compra de los productos recuperados, junto con la red óptima que debe ser diseñada para hacer el ciclo más rentable.

Adaptamos el método de la sección dorada con cierta flexibilidad que nos permite fijar el precio de adquisición del producto utilizado y luego resolver el problema como un modelo de programación lineal entera. Además, establecemos los costes dependientes de tamaño fijo de la apertura de una distribución, una inspección, y unos centros de remanufactura y demostrar que tienen un fuerte impacto en el comportamiento de la búsqueda de la sección dorada.

Los resultados experimentales muestran que los tiempos de ejecución son razonables para nuestra metodología y encuentran que el método de barrera del solucionador de programación lineal entera es competitivo en muchos casos.

CAPÍTULO 3

MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL PARA EL CONTROL DE TRÁFICO DE AUTOBUSES BAJO INCERTIDUMBRE

Uno de los problemas más molestos en las operaciones de autobuses urbanos es el amontonamiento de buses o *bus bunching*, es lo que ocurre cuando dos o más buses llegan a una parada o estación uno detrás del otro. Este fenómeno refleja un servicio poco confiable que afecta a las operaciones de tránsito mediante el aumento de los tiempos de espera del pasaje. Este trabajo propone un modelo matemático de programación lineal que establece tiempos de espera de los autobuses en ciertas paradas a lo largo de un corredor de autobuses para evitar amontonamiento. Nuestro enfoque se basa en la optimización en tiempo real, por lo que se simula el comportamiento de una línea de autobuses, se analiza el estado de esta y se aplica el motor de optimización usando nuestro modelo matemático para los datos generados. Por lo tanto, la variabilidad estocástica inherente de un sistema de transporte es considerado por la simulación, mientras que el modelo de optimización tiene en cuenta las variables clave y las limitaciones de la operación de autobuses. La mayor parte de la literatura considera modelos cuadráticos que reducen al mínimo los tiempos de espera de pasajeros, sin embargo son más difíciles de resolver y por lo tanto difícil de manejar por los sistemas en tiempo real. Por otro lado, nuestra metodología reduce los tiempos de espera del pasaje de manera eficiente dada la naturaleza de nuestro

modelo de programación lineal, el ambiente estocástico es manejado mediante la técnica de control en el horizonte del tiempo.

3.1 INTRODUCCIÓN Y DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El estudio de los sistemas del control de autobuses se suele dividir en dos áreas principales, *Periodo de planificación* y *sistemas de control en tiempo real* (Ceder, 2007; Desaulniers y Hickman, 2007). El proceso de *planificación de la línea* implica decisiones estratégicas, tácticas y operativas. Los problemas estratégicos se refieren a decisiones de diseño de la red a largo plazo. Las decisiones tácticas y operativas en última instancia definen el servicio que se ofrece al público; por ejemplo, la frecuencia de los autobuses, definición de paradas, horarios de autobuses, programación de vehículos, programación de chóferes, programación de mantenimiento, entre otros problemas. Por otro lado el *control en tiempo real* trata de mantener la línea de autobuses operativa a lo largo del día con el fin de minimizar los inconvenientes de los pasajeros (Desaulniers y Hickman, 2007).

El control en tiempo real es difícil debido a la dinámica de las situaciones de la red o del tráfico. Aunque, se ha definido una frecuencia de paso de autobuses para cada parada en la red, los cambios en el flujo de pasajeros, el tráfico o incluso en el de horarios, producen perturbaciones que alteran los planes de frecuencias y dan lugar a uno de los problemas más molestos en las operaciones de transporte urbano, el *problema amontonamiento de autobuses (BBP, por sus siglas en ingles "Bus Bunching problem")*. BBP ocurre cuando dos o más buses llegan a una parada juntos, y refleja un servicio poco confiable que afecta a las operaciones de tránsito mediante el aumento de los tiempos de espera del pasaje.

En la figura 3.1, muestran las causas del amontonamiento de autobuses para una sola línea con tres viajes, que tienen el siguiente horario: 08:00, 08:15 y 08:30. Para los cuatro gráficos, el tiempo está representado por el eje x, mientras que las dos primeras paradas están representados por el eje y. El primer gráfico muestra cómo la

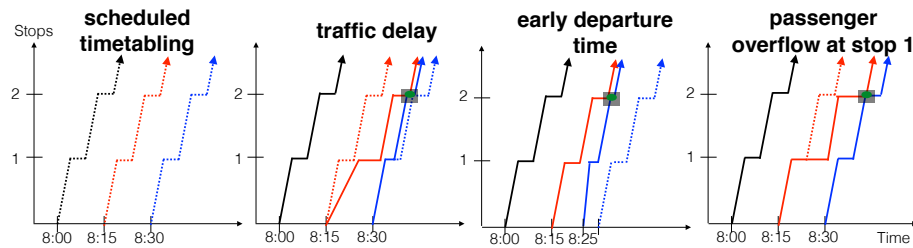


Figura 3.1: Principales causas de *Bus bunching* (modificado de Ceder (2007)).

planificación debe ser similar si todo fuera determinista. Podemos ver que las líneas de los tres viajes son *paralelas*, por lo que las diferencias entre sus horarios de salida (llamadas "**Headways**") son de exactamente 15 minutos. El segundo gráfico muestra las perturbaciones que surgen cuando se producen acumulación de tráfico, este afecta la segunda vuelta entre el depósito y la primera parada. Las líneas de puntos son los horarios previstos, mientras que las líneas simples son los planes de retraso reales. El gráfico tres representa situaciones de agrupamiento cuando la hora de salida de un viaje es dado antes, lo que sucede con el tercer viaje en este ejemplo. Finalmente, el cuarto gráfico considera el caso de desbordamiento de pasajeros. Esta gráfica muestra que, ya que hay más pasajeros en la parada 1, el tiempo de permanencia del segundo autobús en esa parada será más largo. En otras palabras, el segundo autobús está tomando pasajeros que serían normalmente asignados al tercer autobús. El BBP es una de las quejas más comunes de los clientes en las redes de transporte actuales.

En este capítulo, nos centramos en ofrecer soluciones al *problema amontonamiento de autobuses* (BBP), manteniendo *headways congruentes*. Además, vamos a demostrar que el mantenimiento de headways congruentes reduce implícitamente tiempos de pasajeros en espera. Un headway es una medida de calidad dado a la diferencia de tiempo entre dos buses consecutivos. Una línea de autobús podría tener headways igualmente distantes o diferentes dependientes de cada par de autobuses (Ceder, 2001; Ibarra-Rojas y Rios-Solis, 2012; Ibarra-Rojas et al., 2014). Nosotros decimos que los *Headways son congruentes* si las diferencias en tiempo real entre los autobuses son casi idénticos a los previstos inicialmente. Las congruencia en Head-

ways no necesariamente cumplen con los horarios previstos. De hecho, el momento en que un autobús llegue a una parada puede no ser el previsto, pero si la distancia a su antecesor es casi el avance programado, será un avance congruente. Headways congruentes reflejan un servicio confiable, especialmente para los casos en los que los horarios no son públicamente disponibles.

Nuestra metodología intercala la planificación y ejecución para mantener intervalos congruentes y resolver BBP. Durante la fase de planificación, un modelo de programación lineal se construye y se resuelve para determinar con exactitud los tiempos de espera de los autobuses en las paradas. La fase de ejecución, en nuestra metodología, es simulado; indica, en cada intervalo de tiempo, las posiciones de los autobuses a lo largo de un solo pasillo donde sólo una línea opera en una frecuencia dada. En la figura 3.2, podemos observar cómo la planificación y ejecución (es decir, la simulación) se intercalan. En tiempo real (o simulado) los datos se adquieren desde el corredor de autobuses para obtener la distancia entre cada autobús y su última parada visitada, junto con el número de pasajeros que esperan en cada parada. A continuación, estos datos se utilizan para alimentar nuestro modelo de programación lineal, el cual proporciona los tiempos óptimos de espera para cada bus en el corredor. La mayor parte de las obras de la literatura basan su medida de calidad en los tiempos de espera de los pasajeros, o la variación entre los horarios de salida de los autobuses, que pueden ser modelados con funciones cuadráticas que son más difíciles de resolver. En lugar de ello, mediante el uso de un modelo de programación lineal, nuestra metodología devuelve soluciones óptimas a una fracción del costo de los enfoques alternativos. Por otra parte, el mantenimiento de intervalos más estables reduce los tiempos de pasaje de espera en las líneas, nuestros resultados experimentales lo demostrarán.

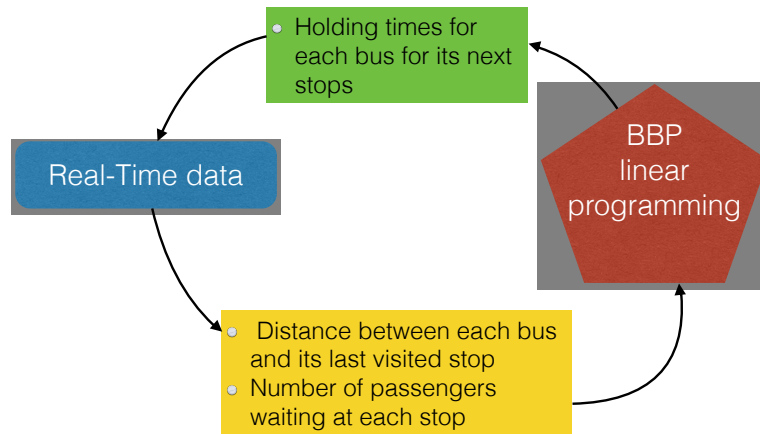


Figura 3.2: Estructura del ciclo de planeación (BBP-LP) y ejecución (simulación en tiempo real)

El resto de este capítulo se estructura como sigue. Una breve revisión del estado del arte se presenta en la sección 3.2. En la sección 3.3, presentamos nuestro nuevo modelo de programación lineal inspirado en las penalizaciones sobre adelanto y retrasos de los autobuses, lo que determina los tiempos de espera óptimos de los autobuses en las paradas. Luego, la sección 3.4 muestra la eficiencia de nuestro modelo en una simulación de eventos discretos de un solo corredor. Finalmente, la sección 3.5 presenta nuestras conclusiones, y discute cuestiones de investigación abiertas que surgen de este trabajo.

3.2 ESTADO DEL ARTE

La mayor parte de la literatura relacionada con las operaciones de autobuses en tiempo real se enfoca en modelos que tienen funciones objetivo no lineales y soluciones aproximadas. Por lo tanto, los tiempos de espera que cada autobús debe llevar a cabo en las estaciones son aproximaciones. El trabajo de Zhao et al. (2003) minimiza el tiempo promedio de espera de los pasajeros, incluyendo la acumulación de tiempo tanto pasajeros fuera y dentro del autobús que no son lineales, penalizando cuando no hay capacidad en los autobuses. Eberlein et al. (2001) minimiza

la varianza entre los horarios de salida, que es una función cuadrática, y por lo tanto proponer soluciones heurísticas. Sun y Hickman (2008) propone un modelo de programación cuadrática convexa para minimizar la variación entre los horarios de salida. Un trabajo más cercano al nuestro es propuesto por Ding y Chien (2001), ya que consideran la minimización de la varianza total de los intervalos entre autobuses en todas las paradas.

Daganzo (2009) y Daganzo y Pilachowski (2011) proponen esquemas de control adaptativo con el objetivo de proporcionar headways cuasi-regulares, mientras que aguardan en las estaciones el tiempo que sea necesario. En Daganzo y Pilachowski (2011) los autores ajustan continuamente la velocidad del autobús con base en un enfoque de cooperación bi-direccional que considera los intervalos entre los autobuses de anteriores y posteriores. Observe que estos enfoques requieren que los intervalos entre sean iguales entre todos los autobuses, que no es necesario en nuestro caso. Bartholdi III y Eisenstein (2012) abandona la idea de cualquier *headway a priori*, lo que permite a intervalos que dinámicamente se auto-controlan mediante la aplicación de una regla de sujeción sencilla en un punto de control. Vale la pena señalar que el objetivo de estos estudios es el de mantener igualmente intervalos entre si, pero no son aptos para situaciones en las que los autobuses lleguen a sus capacidades.

Nuestro trabajo lidia con la capacidad de los vehículos como Zolfaghari et al. (2004) lo hace, donde los autores minimizan el tiempo de espera de los pasajeros en cada parada, teniendo en cuenta la diferencia entre los horarios de salida. Estos autores proponen una heurística para eludir la complejidad del modelo propuesto. Puong y Wilson (2008) propone un modelo de programación lineal entera mixta no lineal para un modelo de respuesta a las interrupciones en tiempo real, con énfasis en la estrategia de espera de los trenes. En Delgado et al. (2009) y Delgado et al. (2012) su objetivo es reducir al mínimo los tiempos de espera total experimentado por los pasajeros en el sistema utilizando un modelo cuadrático.

Se puede notar que no hay una estrategia de *bus holding* que considere una función lineal como lo hacemos. Además, como se introdujo en esta sección, la mayoría

de los trabajos actuales en la literatura se enfocan en la minimización de los tiempos de espera del pasaje. Nuestro trabajo tiene por objeto mantener Headways congruentes considerando la capacidad de los vehículos, y al hacerlo, esperamos reducir los tiempos de pasaje de espera en los corredores de autobuses. También mejoramos el trabajo de Delgado et al. (2012) al reducir el número de variables en el modelo, y el número de veces que el modelo se utiliza en escenarios en tiempo real, la obtención de soluciones exactas para los tiempos de mantenimiento. Otra de las ventajas de nuestra propuesta es que se adapta fácilmente a los casos en los que los intervalos entre iguales o diferentes en diferentes horizontes de planificación a lo largo del día.

3.3 METODOLOGÍA

Como se mencionó anteriormente, el centro de nuestra metodología consiste en entrelazar la planificación y ejecución de las líneas de autobuses. La fase de planificación de nuestro enfoque construye y resuelve eficientemente un modelo de optimización lineal para mantener frecuencias de paso congruentes a lo largo de la línea de autobús. Nuestro modelo se utiliza en cada intervalo de tiempo dado ¹ para decidir cuánto tiempo los autobuses deben esperar en las paradas de autobús.

Nuestro modelo requiere datos en tiempo real para estimar el estado del sistema para optimizar. Estos datos son proporcionados por la fase de ejecución, que en nuestro caso están dados a través de la simulación. La simulación del sistema proporciona datos relacionados como la posición de los autobuses, el número de pasajeros a bordo de cada autobús, y el número de pasajeros que esperan en las paradas para construir nuestro modelo.

Más precisamente, el problema de amontonamiento(BBP) consiste en K buses, cada uno con su propia capacidad y velocidad que sirven todas las paradas S de un solo corredor de autobuses. Podemos ver en la figura 3.3 que cada bus k sale del

¹El intervalo de tiempo es un parámetro en nuestro modelo, que podría ser especificada por la unidad de control de la empresa de autobuses

depósito de acuerdo con un itinerario establecido, atendiendo las paradas desde 1 a S antes de volver a la estación, donde todos los pasajeros restantes debe bajarse. Observe que no se permiten los rebases. Consideramos que los tiempos de viaje entre las paradas, y λ_s (tasa de llegada de pasajeros por minuto) son deterministas durante el período de estudio. Por otra parte, cada parada tiene una función de tiempo de abordaje en función del número de pasajeros que se acumulen ($boardT$ minutos por pasajero).

Las características de la línea son las siguientes. El parámetro cap_k corresponde a la capacidad de bus k , $dist_s$ es la distancia en metros entre paradas s y $s-1$, $speed_{k,s}$ es la velocidad de operación en metros por minuto del bus k entre las paradas s y $s-1$ mientras el autobús está en movimiento, y $OD_{kss'}$ es la fracción de los pasajeros que suben al autobús k en la parada s cuya parada de destino es s' (para todos $s < s'$). El headway entre autobuses k y $k-1$ en la línea debe estar entre el intervalo $[minHead_k, maxHead_k]$ para ser considerado congruente, intervalo que se especifica como parámetro de entrada para nuestro modelo.

El tiempo t^0 , es el instante donde las decisiones de *holding* se necesitan, asumimos que tenemos los siguientes parámetros en la línea de autobuses:

- d_k^0 distancia entre el autobús k y su última estación visitada en el tiempo t^0 . Si el autobús aún está en la estación, entonces $d_k^0 = 0$.
- $s(k)$ indica la última estación que el autobús k ha visitado en el tiempo t_0 . Si el autobús k está en la parada s' , entonces $s(k) = s' - 1$. En la figura 3.3, $s(2) = 3$ y $s(3) = 1$, y para simplificar la notación, $s(K) = 0$, pero $s(1) + 2 = S + 1$.
- c_s^0 es el número de pasajeros esperando en la estación s en el tiempo t^0 .

Las variables de decisión de nuestro modelo son los tiempos de espera para cada autobús k en el punto de control s , denotado por $h_{k,s}$. Hay variables auxiliares que dependen de $h_{k,s}$ como los horarios de salida del autobús k en la parada s que se denota como $TD_{k,s}$. Si los horarios de salida en la parada s de los autobuses

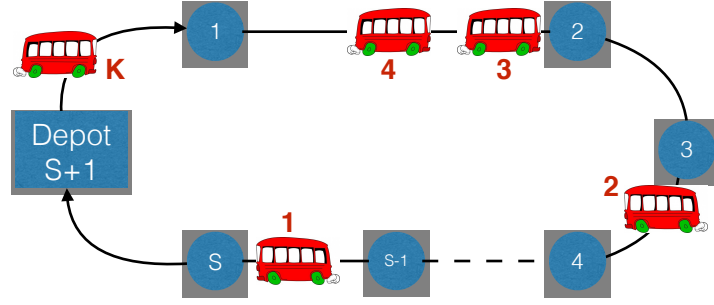


Figura 3.3: Esquema de la organización del corredor y los autobuses

k y $k - 1$ se encuentra entre $[\minHead_k, \maxHead_k]$, entonces consideramos que están cumpliendo con los intervalos establecidos. Sin embargo, si esta diferencia de horarios de salida está fuera de este intervalo, entonces usamos los conceptos de *llegadas tempranas* y *tardanzas* que es frecuente en la teoría la programación just-in-time (Rios-Solis y Sourd, 2008; Rios-Solis, 2008; Sourd y Kedad-Sidhoum, 2003; Ríos-Mercado y Ríos-Solís, 2012). Las *llegadas tempranas* entre autobuses k y $k - 1$ en la parada s se define como $E_{ks} = \max(\minHead_k - (TD_{ks} - td_{k-1}), 0)$ que puede ser linealizado como sigue:

$$E_{ks} \geq \minHead_k - (td_{ks} - td_{k-1s}), \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (3.1)$$

$$E_{ks} \geq 0, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S. \quad (3.2)$$

mientras el *headway de retraso* es $T_{ks} = \max((td_{ks} - td_{k-1s}) - \maxHead_k, 0)$ el cual es equivalente a

$$T_{ks} \geq (td_{ks} - td_{k-1s}) - \maxHead_k, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (3.3)$$

$$T_{ks} \geq 0, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S. \quad (3.4)$$

Entonces, la función objetivo del BBH es la minimización de la suma de las penalizaciones de headway grandes y cortos:

$$\min \sum_{k=2}^K \sum_{s=s(k)+1}^S \psi E_{ks} + \epsilon T_{ks}, \quad (3.5)$$

donde ψ y ϵ son restricciones lineales para para penalizar los headways cortos y largos, respectivamente.

$$td_{k_s(k)+1} = t_0 + \frac{dist_{s(k)} - d_k^0}{speed_{k_s(k)}} + dwell_{k_s(k)+1} + h_{k_s(k)+1}, \quad k \in K \quad (3.6)$$

$$td_{ks} = td_{k_{s-1}} + \frac{dist_{s-1}}{speed_{k_{s-1}}} + dwell_{ks} + h_{ks}, \quad k \in K, s = s(k) + 2, \dots, S - 1. \quad (3.7)$$

$$h_{ks} \leq maxHold, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1). \quad (3.8)$$

De las variables de estado del sistema, podemos calcular el número total de pasajeros que están en la parada s cuando el autobús k llegara a esta parada, que se denota como $pass_{ks}$ en (3.9) y (3.10), como el número de pasajeros que están realmente en la parada más los que van a llegar. El número de pasajeros que estarán en el autobus k en la parada s es igual a los pasajeros que quieren abordar el autobus k , $pass_{ks}$, menos la proporción de los pasajeros que dejaron el autobús antes de la parada s (las restricciones (3.11)). De esta manera, podemos calcular los tiempos de parada del autobús k en s (restricciones (3.12)). Observe que bajar del vehículo y la fricción entre los pasajeros que se quedan dentro del autobús podría ser fácilmente incluido en esta restricción.

$$pass_{ks} = c_s^0 + \lambda_s(td_{ks} - t_0), \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1) \quad (3.9)$$

$$pass_{1s} = c_s^0 + \lambda_s(td_{1s} - td_{Ks}), \quad s = s(K) + 1, \dots, S \quad (3.10)$$

$$passBus_{ks} = \min \left(\sum_{i=1}^{s-1} pass_{ki} \left(1 - \sum_{j=i+1}^{s-1} OD_{kij} \right), cap_k \right), \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (3.11)$$

$$dwell_{ks} = passBus_{ks} boardT, \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, S. \quad (3.12)$$

Las siguientes restricciones son necesarias de considerar con la finalidad de evitar el rebase de autobuses:

$$td_{ks} - td_{k-1s} \geq 0, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k - 1) + 1, \dots, S \quad (3.13)$$

$$td_{1s} - td_{Ks} \geq 0, \quad s = s(k) + 1, \dots, s(1) \quad (3.14)$$

$$td_{k-1s} - td_{ks} \geq 0, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1). \quad (3.15)$$

El LP para el BBP es entonces

$$\begin{aligned}
 \text{mín} \quad & \sum_{k=2}^K \sum_{s=s(k)+1}^S \psi E_{ks} + \epsilon T_{ks} \\
 \text{s.t.} \quad & (3.1) - (3.4) \\
 & (3.6) - (3.15) \\
 & E_{ks}, T_{ks}, h_{ks} \geq 0, \quad k \in K, s \in S.
 \end{aligned}$$

Nuestro modelo mejora la propuesta en Delgado et al. (2012) en los siguientes aspectos.

- Nuestra función objetivo es lineal por lo que podemos alcanzar soluciones óptimas.
- sólo tenemos en cuenta los posibles tiempos de espera de un autobús desde su posición hasta el depósito.
- Los horarios de salida de los autobuses son de acuerdo a su avance establecido o calendario. Sólo las perturbaciones que surgen a lo largo del viaje se tienen en cuenta.
- Podemos tener diferentes intervalos entre para cada par de autobuses. De esta manera, los horarios de sincronización recientes puede ser beneficiado por nuestro enfoque y tratar con diferentes períodos de planificación (por ejemplo, las horas pico, el tiempo de la noche).
- No necesitamos llamar el modelo cada vez que un autobús llegue a una parada, sólo cada intervalo de tiempo. Este hecho es más realista para una compañía de autobuses. En México, las empresas que sabemos que tienen datos AVL-GPS de los autobuses se actualiza cada dos minutos.

3.4 RESULTADOS

El modelo BBP LP descrito en la sección anterior necesita ser alimentado con datos. Los datos pueden ser recuperados a través del uso de tecnologías de monitoreo,

como los Sistemas de Posicionamiento Global (GPS) y sistemas de Localización Automática de Vehículos (AVL), en tiempo real durante la ejecución de la operación en la línea de autobuses. Sin embargo, para estudiar el impacto de nuestro modelo bajo diferentes escenarios en la línea de autobuses consideramos una simulación de eventos discretos.

Se simula una línea de autobuses en un ambiente estocástico utilizando el simulador de eventos discretos ExtendSim AT versión 9.0 (Krahl, 2009; Diamond et al., 2010). El simulador desencadena un evento cada cantidad fijada de tiempo, en el que las posiciones de los autobuses y sus cargas, y los pasajeros que esperan en las paradas, junto con sus destinos de viaje, se actualizan.

Nuestro modelo BBP-LP utiliza funciones deterministas para pronosticar la demanda y los tiempos de viaje. Sin embargo, utilizamos procesos estocásticos en la simulación para reflejar un sistema real. Utilizamos un solo corredor de 10 kilómetros con 30 paradas y un depósito uniformemente distribuidas como en Delgado et al. (2012). Sólo hay 30 tramos, ya que la última parada se fusionó con el depósito. Los tiempos de viaje de los autobuses entre cada par de paradas se distribuyen con la distribución lognormal con una media de 0.77 minutos y la varianza de 0.4 citep hickman2001analytic, zhao2003distributed. En cada parada, los pasajeros llegan al azar usando una distribución de Poisson con tasa igual a uno (Jolliffe y Hutchinson, 1975). La media de las distribuciones son los parámetros utilizados por nuestro modelo.

Cuando los pasajeros llegan a una parada de autobús, un destino es asignado a ellos. Los pasajeros esperan en la cola para subir al autobús de manera FIFO. Embarque y tiempos de salida de pasajeros se establece en 2.5 y 1.5 segundos, respectivamente, ya que todos los autobuses tienen dos puertas, una para el embarque y otro para bajar del vehículo. Si los pasajeros no pueden entrar en un autobús porque alcanzó su capacidad, van a esperar en la parada hasta que llegue el próximo autobús con el espacio libre. Este tiempo de espera se denota como W_{first} . Las ventanas de tiempo Headway se establecen en $[minHead_k, maxHead_k] = [0.3, 0.46]$

minutos para todos los autobuses. Observe de que estas ventanas de tiempo son fácilmente ajustables para los casos en que existan diferentes periodos a lo largo del día, y para los horarios de sincronización que favorezcan las transferencias.

Utilizamos una flota de 60 autobuses con una capacidad máxima de 100 pasajeros por bus. Cada tiempo determinado intervalo, determinamos las acciones que se deben seguir al crear el modelo BBP-LP en Java, y resolverlo con el paquete lineal de Gurobi 5,6. La solución generada contiene los tiempos de mantenimiento para todos los autobuses para todas sus futuras paradas hasta la estación. Si después de un intervalo de tiempo t se genera una nueva solución, a continuación, los tiempos de holding se actualizan utilizando un esquema de horizonte de tiempo.

Los escenarios para la simulación son divididos en dos partes: *Escenarios por intervalo de tiempo* y *escenarios por configuración de parámetros*; los cuales son descritos en las siguientes subsecciones.

3.4.1 ESCENARIOS POR INTERVALO DE TIEMPO

El objetivo de los escenarios de intervalo de tiempo es determinar la política óptima para el control cuando los nuevos tiempos de espera deben ser calculados y alimentados al sistema. En nuestro caso de estudio para la ciudad de Monterrey (México), las empresas de autobuses actualizan cada dos minutos las posiciones y todos los datos relacionados de los autobuses en el corredor de la línea. Siguiendo esta política, la tabla 3.1 muestra los escenarios para el intervalo de tiempo en el que probamos nuestro enfoque.

La primera columna de la tabla 3.1 identifica los escenarios, mientras que la segunda columna fija los intervalos de tiempo (en minutos) en el que se construye nuestro modelo BBP LP y resuelto para introducir los tiempos de mantenimiento resultantes al sistema. Variamos estos valores de control de 2 a 10 minutos. Escenario TI_0 no tiene ningún tipo de control, y la usamos como una línea de base para comparar el rendimiento de nuestro modelo de BBP-LP. La tercera columna es un

indicador de si se aplica restricción (3.8); es decir, si están acotadas los tiempos de espera. Para estos escenarios, propusimos las penalizaciones para las cotas inferior y la superior en $psi = epsilon = 1$. La cuarta columna, W_{first} , se corresponde con el tiempo total medio de espera (en minutos) de un pasajero a bordo de un autobús. La quinta columna $Viajes$ representa el tiempo de viaje promedio total de pasajeros en cuestión de minutos, mientras que la columna **Pasajeros** indica el número promedio de pasajeros en el sistema durante el tiempo de simulación. Las dos últimas columnas indican los tiempos de espera y de viaje normalizados de cada pasajero.

Tabla 3.1: comportamiento de la línea con intervalos de optimización(tiempo) y penalizaciones en $\psi = \epsilon = 1$.

Escenario	Control (min)	$maxHold$ (min)	W_{first} (min)	Tiempo de viaje (min)	Pasajeros	$W_{first}/$ Pasajeros	Tiempo de viaje/ Pasajeros
TI_0	×	×	1798.0	12035.8	1713.3	1.0	7.0
TI_1	2	×	1115.88	17045.40	1703.1	0.66	10.01
TI_2	5	×	1136.92	18256.20	1746.2	0.65	10.45
TI_3	7	×	1222.66	18907.13	1705.8	0.72	11.08
TI_4	10	×	1362.68	18652.68	1708.5	0.80	10.92
TI_5	2	0.38	1219.52	13112.15	1721.4	0.71	7.62
TI_6	5	0.38	1330.89	13171.48	1737.4	0.77	7.58
TI_7	7	0.38	1463.25	12851.01	1725.6	0.85	7.45
TI_8	10	0.38	1424.52	12450.34	1697.7	0.84	7.33

Diez simulaciones fueron ejecutados para cada escenario, cada uno de ellos correspondiente a una hora de operación de la línea de autobuses. Cada ejecución tiene las mismas condiciones iniciales con números aleatorios. Al comienzo de la simulación los autobuses están colocados uniformemente espaciados a lo largo del pasillo. Para cada simulación, dejamos que el sistema evolucione libremente durante cinco minutos antes de hacer cualquier celebración. De hecho, a cinco minutos es suficiente para observar varias situaciones de amontonamiento autobuses.

Observamos un aumento en el tiempo de viaje de los pasajeros, y potencial-

mente los costos de operación, debido a la introducción de los tiempos de espera en el corredor. Se esperaba este comportamiento, y en concordancia con otras obras (Furth y Muller, 2007). Sin embargo, los tiempos de pasaje de espera para el primer autobús siempre se reducen, lo que de hecho es lo que queríamos mostrar en primer lugar. De hecho, mediante el control de los headways también podemos mejorar los tiempos de espera del pasaje, sin la necesidad de utilizar una función objetivo cuadrática en el modelo.

También podemos observar que los mejores tiempos de espera de pasaje son para los casos en que los lapsos de control se aplican cada 2 a 5 minutos, y sin los límites en los tiempos de espera. Sin embargo, los límites en los tiempos de espera inducen un incremento en los tiempos de viaje del autobús, que es un activo importante. Figura [refig:viajes](#) muestra las diferencias en el rendimiento cuando se aplica el control (3.8) (*maxhold*). El lado izquierdo de la figura muestra el porcentaje de aumento en los tiempos de pasaje de espera cuando se aplican los límites, mientras que su mano derecha ilustra el porcentaje de aumento en los tiempos de viaje cuando no se aplican. Como se ha mencionado, se observa que incluso si hay un aumento en los tiempos de pasaje de espera cuando se aplican los límites, el beneficio sobre los tiempos de viaje es considerable.

Para una empresa de autobuses, el controlar en lo menor que se pueda el tráfico y dar órdenes al sistema (es decir, los conductores de autobuses), es mejor. Por lo tanto, a partir de la tabla 3.1 y la figura 3.4, llegamos a la conclusión de que la mejor política es considerar los límites en los tiempos de espera, y aplicar los controles para el sistema cada 5 minutos, al igual que en el escenario TI_6 .

En la figura 3.5, mostramos dos histogramas de la longitud de los tiempos de espera (eje X en minutos) para los escenarios con intervalos de tiempo con sanciones $\psi = \epsilon = 1$, y un control de 5 minutos con y sin límites. En el eje Y, tenemos la frecuencia del modelo BBP-LP se llamó a todas las simulaciones de clase TI_6 . Tenga en cuenta que no todos los tiempos de espera se aplican, ya que el horizonte rodante puede modificar varios de ellos. El caso en el que hay límites en los tiempos

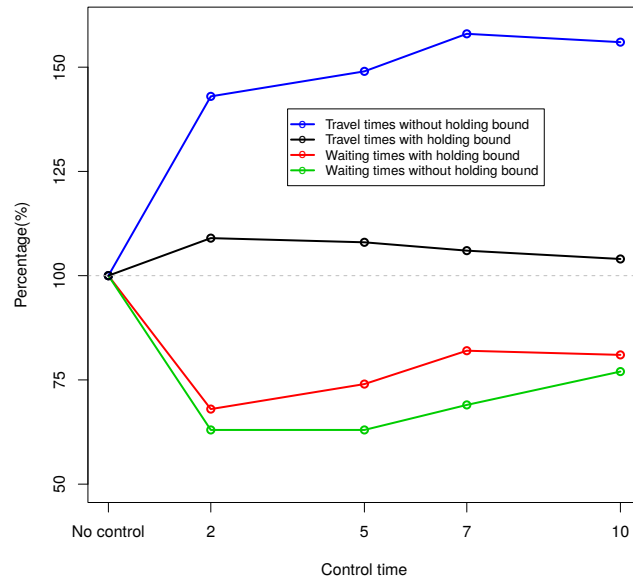


Figura 3.4: Decremento en los tiempos de espera e incremento en los tiempos de viaje con los parametros $\psi = \epsilon = 1$ sin acotación y con acotación en los tiempos de espera (Holding time).

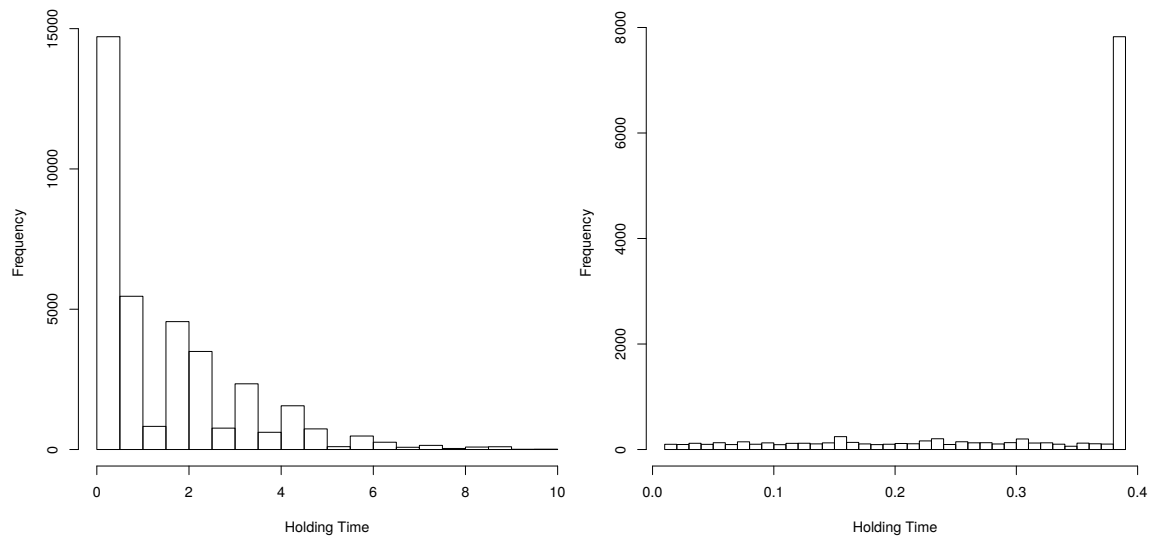


Figura 3.5: Histograma de distribución de tiempos de **Holding** sin acotación(izquierda) y con limite de tiempo (derecha).

de espera muestra que el modelo opta por aplicar los tiempos de espera cercanos a estos límites, o no aplicarlas en absoluto. Este es un beneficio implícito para los usuarios, y para el controlador de tráfico.

El objetivo del modelo de BBP es reducir amontonamiento bus mediante el mantenimiento de headways congruentes. Para mostrar gráficamente que este comportamiento está siendo mejorado por nuestro modelo, se presentan las figuras 3.6-3.7 para los escenarios con límites en los tiempos de espera. Los ejes X en estos gráficos corresponden al tiempo (en minutos), mientras que los ejes Y representan paradas. Cada línea en estos gráficos representa un autobús que sale de la estación y pasa a través de todas las paradas del corredor. Recuerde de la sección 3.1 (véase la figura 3.3) que en el caso ideal, tendríamos *líneas paralelas*. La figura 3.6(izq) muestra el caso sin control. Aquí el amontonamiento de autobuses es notorio, ya que hay espacios en blanco entre las líneas. Las figuras 3.6(der), 3.7(izq), 3.7(der), con intervalos de tiempo de 2, 5, y 7 minutos respectivamente. Podemos observar que con 2 y 5 minutos de control el BBP se reduce, mientras que para intervalos de control de 7 minutos el BBP aparece más.

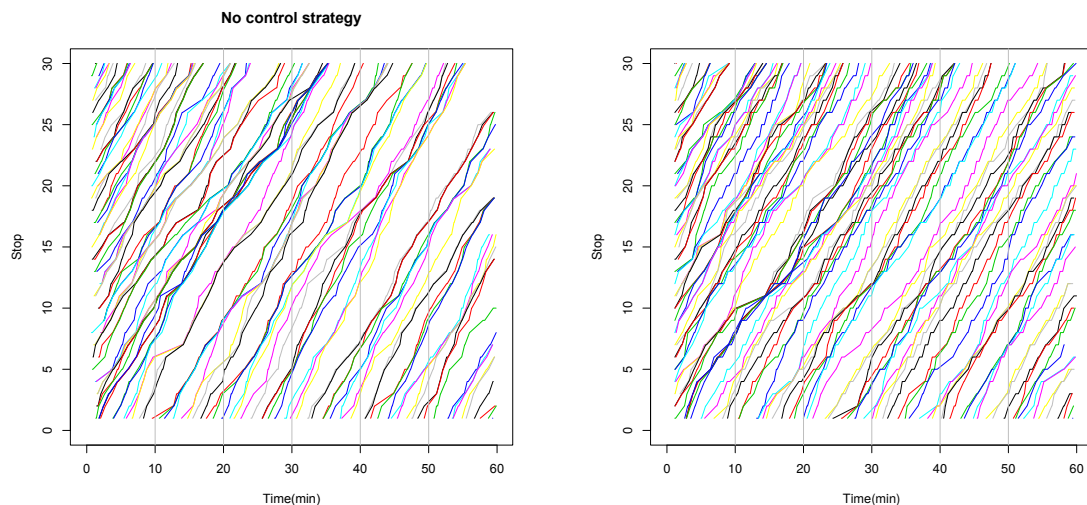


Figura 3.6: Tráfico de los autobuses sin control(izq.) y con control cada 5 minutos(der.).

La figura 3.8 muestra dos histogramas que tienen en sus ejes x el tiempo de

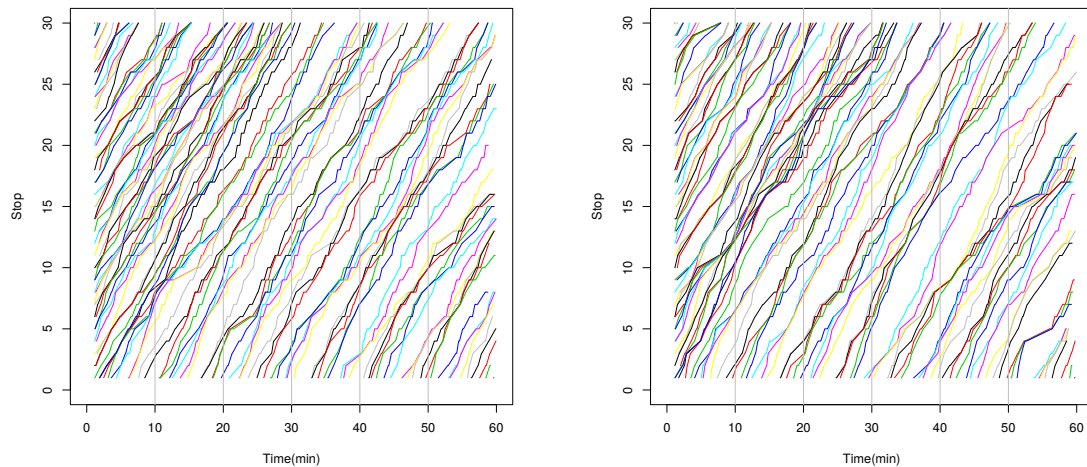


Figura 3.7: Tráfico de los autobuses con control cada 5 min.(izq.) y con control cada 7 min(der.).

vuelta de un viaje en autobús. Un aspecto que dimos cuenta de la tabla 3.1 es que los tiempos de viaje aumentan con el modelo de BBP. Esto es obvio porque el modelo BBP introduce la espera de los tiempos para los autobuses en el corredor. Sin embargo, la figura 3.8 muestra que la desviación estándar cuando BBP se aplica cada cinco minutos (histograma derecha) se reduce con respecto al caso en el que no se utilizan los controles(histograma lado izquierdo).

3.4.2 AJUSTE DE PARÁMETROS EN LOS ESCENARIOS

Nuestra siguiente serie de experimentos consistió en modificar los parámetros de adelanto ψ y tardanza ϵ de la función objetivo BBP-LP para observar el impacto que tienen en el viaje y los tiempos de espera de los pasajeros. Podemos ver esta serie de experimentos en la tabla 3.2. La primera columna de la tabla identifica los escenarios. Diez corridas de simulación se consideraron por escenario. La segunda columna representa los valores del parámetro de adelanto, mientras que el tercero corresponde a la tardanza. La columna *abordaje* indica el tiempo promedio (en segundos) que un pasajero necesita para subir a un autobús, mientras que *maxhold* representa el tiempo (en minutos) que los tiempos de espera están acotadas. Esta

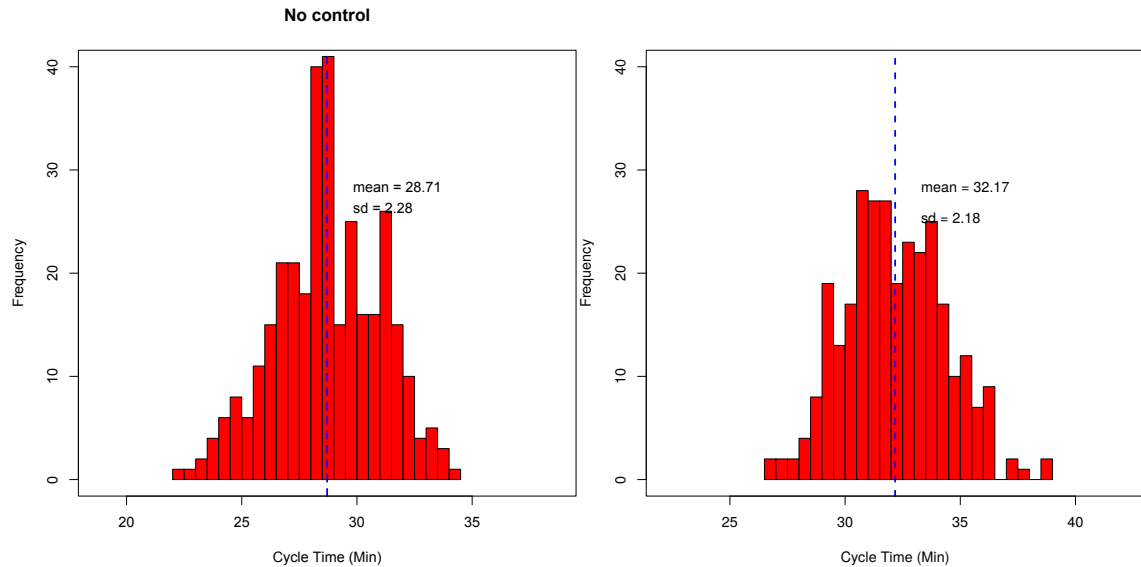


Figura 3.8: Histograma de tiempos de viaje del autobús sin control (izq.) y con control cada 5 minutos (der.).

tabla muestra el porcentaje de reducción de los tiempos de espera del pasaje (W_{first}), y el porcentaje de incremento en el tiempo de viaje ($Viajes$). Finalmente, la última columna representa la adición de los dos últimos valores. De hecho, si hay una reducción en esta última columna, el porcentaje sería negativo.

Una observación interesante de los resultados es que si reducimos el parámetro adelanto, se obtienen los mejores resultados con respecto a los tiempos de espera de pasajeros y de viaje. Por otra parte, el modelo BBP-LP da mejores resultados cuando los tiempos de espera se limitan en 0,19 minutos, que es también un activo de calidad para el usuario.

Un análisis estadístico confirma las observaciones de la tabla 3.2. Los parámetros más influyentes son la penalización de adelanto y el límite de *maxhold*. En la tabla 3.3, se muestra una regresión lineal de los parámetros estudiados en esta sección. La primera columna es el parámetro, la segunda corresponde a la *Estimación*, el tercero es el *error estándar*, la cuarta columna para que el valor t , y el quinto es el grado de significancia.

Tabla 3.2: Mejora del comportamiento de los tiempos de espera mediante la variación de parámetros

Escenario	ψ	ϵ	Abordaje (seg.)	$maxHold$ (min.)	W_{first} % reducción	Viaje % incremento	$W_{first} + \text{viaje}$ % incremento
P_1	0	1	1.25	0.19	19%	-2%	-4%
P_2	0	1	1.25	0.38	22%	1%	-2%
P_3	0	1	2.5	0.19	22%	-4%	-6%
P_4	0	1	2.5	0.38	25%	-1%	-4%
P_5	0.5	1	1.25	0.19	34%	10%	4%
P_6	0.5	1	1.25	0.38	55%	39%	27%
P_7	0.5	1	2.5	0.19	37%	11%	5%
P_8	0.5	1	2.5	0.38	56%	41%	28%
P_9	1	0	1.25	0.19	40%	11%	5%
P_{10}	1	0	1.25	0.38	59%	42%	29%
P_{11}	1	0	2.5	0.19	44%	12%	5%
P_{12}	1	0	2.5	0.38	63%	48%	34%
P_{13}	1	0.5	1.25	0.19	36%	10%	4%
P_{14}	1	0.5	1.25	0.38	54%	41%	28%
P_{15}	1	0.5	2.5	0.19	39%	11%	5%
P_{16}	1	0.5	2.5	0.38	57%	40%	27%
P_{17}	1	1	1.25	0.19	39%	11%	5%
P_{18}	1	1	1.25	0.38	48%	27%	17%
P_{19}	1	1	2.5	0.19	39%	56%	43%
P_{20}	1	1	2.5	0.38	57%	50%	36%

Tabla 3.3: Análisis de regresión para los parámetros ψ , ϵ y $maxHold$

	Estimate	Std. Error	valor t	Pr(> t)
(Intercept)	1.0314	0.0928	11.11	0.0000
ψ	-0.2234	0.0489	-4.57	0.0004
ϵ	0.0273	0.0489	0.56	0.5848
Board	-0.0845	0.0646	-1.31	0.2106
$maxHold$	-0.2956	0.0646	-4.57	0.0004

3.5 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En este capítulo, presentamos una metodología basada en la planificación y ejecución de mantener intervalos entre autobuses congruentes en un corredor con el objetivo de resolver uno de los problemas más molestos en las redes de transporte público de entrelazado, el bus bunching problem(BBP).

Durante la fase de planificación de nuestro enfoque, un modelo de programación lineal se construye y se resuelve para determinar los tiempos de espera óptimos de los autobuses en las paradas de autobús para evitar el amontonamiento de autobuses. Nuestro modelo requiere datos en tiempo real del estado del sistema para operar. Dicha técnica ha sido proporcionada por la fase de ejecución de nuestro enfoque, que en nuestro caso se apoya a través de la simulación. La fase de simulación del sistema proporciona datos relacionados con las posiciones de los autobuses, el número de pasajeros en los autobuses, las capacidades actuales de autobús, y el número de pasajeros que esperan en las paradas para construir nuestro modelo.

Una de las ventajas principales de la simulación teniendo en cuenta en nuestra metodología es la evaluación de varios parámetros para evaluar el impacto de ellos en nuestro modelo de programación lineal BBP. Por lo tanto, presentamos una evaluación completa de estos parámetros, y encontramos que la aplicación de los controles tan sólo cada 5 minutos, y los límites en los tiempos de espera reducen no sólo la frecuencia de agrupamiento de autobuses, sino también los tiempos de espera de los pasajeros .

También discutimos que la mayoría de las obras de la literatura se enfocan en minimizar los tiempos de espera del pasaje, o la variación en los horarios de salida de los autobuses, estas técnicas utilizan funciones de optimización de segundo grado, que son más complejos de resolver. En cambio, el modelo de programación lineal de nuestro enfoque hace que sea adecuado para el retorno de las soluciones óptimas de manera eficiente y para intercalar fases de planificación y ejecución en los escenarios

en tiempo real.

Aunque, se observa un aumento en el tiempo de viaje de los pasajeros debido a la introducción de tiempos de espera para los buses en el corredor, nuestro enfoque funciona mejor (es decir, menos de pasaje de tiempo de espera y tiempo de viaje aceptable) que no introducir ningún tipo de control en el sistema. Parte de nuestro trabajo futuro considerará la introducción de otras acciones en nuestros modelos para reducir el tiempo de viaje de los pasajeros en el pasillo y los costes operativos más bajos. En particular, creemos que la introducción de medidas de autobuses adelantamientos (es decir, saltarse las paradas) va a equilibrar el tiempo total que un pasajero pasa en el sistema.

CAPÍTULO 4

ESTUDIO DE UN SISTEMA REAL: ECOVÍA

El modelo propuesto en el capítulo 3 tiene ciertas limitantes en torno a las características y los supuestos para el desempeño de una línea normal. Muestra una gran eficiencia en comparación de otros modelos similares, en la aplicación real para una línea normal de autobuses urbanos difiere en algunas características, sin embargo, hay un sistema para el cual se adapta perfectamente, el sistema de vía rápida. Se analiza el funcionamiento del sistema Ecovía en Nuevo León, México para determinar la aplicabilidad del modelo.

4.1 INTRODUCCIÓN

Los sistemas *Bus Rapid Transit* (BRT) han crecido en popularidad en los últimos años, el número de ciudades que han implementado este sistema ha crecido en gran manera. Esto es debido a la cantidad de beneficios que ofrece el sistemas para el transporte de usuarios, tales como mejora en tiempos de viaje, carriles exclusivos, estaciones definidas y preferencias viales; todo esto se refleja en viajes cómodos, rápidos y eficientes. Además minimiza el impacto que causa el transito de autobuses al estado de las calles, al tráfico y a los peatones.

4.1.1 ¿QUÉ SON LOS SISTEMAS BUS RAPID TRANSIT?

La administración federal de tránsito define BRT como "un modo rápido de transporte que puede combinar la calidad del transporte ferroviario y la flexibilidad de los autobuses". Una definición más detallada, que se desarrolló como parte de TCRP A-23, es que "el BRT es un sistema flexible, de modo de tránsito rápido que combina estaciones, vehículos, servicios, corredores, y el sistema de transporte inteligente (ITS) elementos en un sistema integrado con una fuerte imagen positiva y con identidad. Los sistemas BRT están diseñados para ser apropiados para el mercado que sirven y su entorno físico y pueden ser implementadas gradualmente en una variedad de entornos". En breve, el BRT es un sistema integrado de instalaciones, servicios y comodidades que mejoran colectivamente la velocidad, la fiabilidad, y la identidad de tránsito de autobuses (Larwin et al., 2007).

Entre las ciudades donde se han incluido estos sistemas tenemos ciudades de los Estados Unidos: Boston, Charlotte, Cleveland, Eugene, Hartford, Honolulu, Houston, Los Ángeles, Miami, Nueva York, Pittsburgh y Seattle; dos ciudades de Canadá - Ottawa y Vancouver, Canadá; ciudades de Australia - Adelaide, Brisbane y Sydney; en Europa - Leeds, Runcorn, y Rouen; y en América del Sur - Belo Horizonte, Bogotá, Curitiba, Quito y Sao Paulo (Hidalgo y Graftieaux, 2008). La mayoría de estos sistemas BRT se encuentran en ciudades con poblaciones de más de 700,000. Muchos de los lugares también tienen tránsito ferroviario (Deng y Nelson, 2011). Específicamente para México existen 22 ciudades que han implementado, están en fase de construcción o en planeación de un sistema BRT. Los sistemas más grandes e importantes son el Metrobús de la Ciudad de México, Macrobus en Guadalajara, Transmetro y la nueva Ecovía en el estado de Nuevo León (Wikipedia, 2014).

Esta última es el sistema de interés para nuestro estudio, dado que la adaptación e implementación de nuestro modelo, presentado en el capítulo 3 es relativamente sencilla por la compatibilidad que se mostrará más adelante.

4.2 SISTEMA ECOVÍA

Ecovía (figura 4.1) es un proyecto que contempla la implementación de autobuses modernos que circulan por carriles exclusivos al centro de la vialidad principal del Corredor Lincoln-Ruiz Cortines. Actualmente cuenta con 80 autobuses en circulación de motores ecológicos, climatizados, que recorren una longitud de 30 kilómetros desde la terminal de integración Lincoln en Monterrey, Nuevo León, México hasta la terminal de integración Valle Soleado en el municipio de Guadalupe, Nuevo León, México, con 39 estaciones intermedias (Ecovía, 2014).



Figura 4.1: Logotipo sistema de transporte Ecovía.

4.2.1 CARACTERÍSTICAS

El desarrollo e implantación de este proyecto del Sistema Integrado de Transporte Metropolitano comprende:

- 30 kilómetros de carriles exclusivos en las avenidas Lincoln y Ruiz Cortinez.
- Accesibilidad Universal.
- Autobuses de alta tecnología con WiFi, climatizados.
- Estaciones climatizadas.
- Pantallas que indican los tiempos de llegada de los autobuses.
- Sistema automatizado de prepago.

- Pago compatible con el Sistema Feria¹.

4.2.2 BENEFICIOS

- El sistema da servicio directamente a los municipios de Monterrey, San Nicolás de los Garza y Guadalupe, además, a través de las rutas alimentadoras beneficia a los municipios de Apodaca, García y Santa Catarina.
- Da servicio a un total de 160 mil usuarios del transporte público diariamente en las líneas troncales.
- El sistema de transporte Metro esta interconectado a la Ecovía, aumentando así su cobertura longitudinal de 32 a 62.1 kilómetros y el usuario tiene disponibles más destinos con el mismo boleto.
- Se pretende reducir hasta en un 50 por ciento los tiempos de traslado para el usuario. Los recorridos de una hora sobre Lincoln y Ruiz-Cortines se harán en 30 minutos.
- Para fines de funcionalidad se reestructuraron 47 rutas de transporte público, lo que trata de mejorar la vialidad para el automovilista en el corredor.
- Reducirá 16 mil 750 toneladas de bióxido de carbono al año, lo que representa alrededor de 5 por ciento de las emisiones actuales en el corredor.
- Bajará entre 15 y 20 por ciento el uso del automóvil particular en la zona de influencia del proyecto, en el mediano plazo.

Estas características se pueden observar gráficamente en 4.2 donde se muestra el sistema completo de alimentación a la red Ecovía. Donde, el carril de la ecovia esta marcado en rojo y muestra las estaciones. Las líneas verde, amarilla y gris es

¹El sistema de pago electrónico utilizado en el transporte urbano para la ciudad de Monterrey, Nuevo León.

es el sistema de metro colectivo *Metrorrey* en sus líneas uno, dos y tres, respectivamente. Finalmente las rutas urbanas alimentadoras están marcadas por las líneas más delgadas de la figura 4.2 señaladas en con la letra inicial A, seguida del número de ruta (ejemplo A210, A222, A35).

4.2.3 VENTAJAS

- Para agilizar los procesos de abordaje y descarga al máximo las estaciones cuentan con puertas automáticas de gran dimensión que se acoplan al autobús, dando mayor libertad de ascenso y descenso al pasajero en masas.
- El carril exclusivo del sistema permite tener tiempos más homogéneos para poder realizar mejores mediciones y un mejor sistema de optimización.
- El sistema de prepago en las estaciones quita la responsabilidad al operador de verificar el cobro y se enfoca solamente a manejar el autobús.
- La fluidez del sistema Ecovía se ha visto beneficiada por la prohibición de al menos 80 vueltas a la izquierda en la Av. Ruiz Cortines y Av. Lincoln.

4.3 SIMULACIÓN DEL SISTEMA ECOVÍA

De la sección anterior (4.2) donde se presentaron las principales características del sistema de transporte Ecovía y siendo estas tomadas como base, se realizó una simulación que aproximará al comportamiento de la línea.

Para esto se realizaron diversos estudios de campo como la toma de tiempos de recorrido, el abordaje de pasajeros, velocidad de traslado, rastreo del recorrido mediante el uso de GPS. Todo esto durante diversas horas del día y en diferentes días de la semana. Se hicieron observaciones tanto abordo de las unidades como en estaciones estratégicamente definidas para obtener información de mayor utilidad.

Todos estos datos nos han permitido llevar el sistema real a la simulación. El simulador usado para la representación en este caso fue *ExtendSim*, este permite ingresar la información obtenida y es capaz de emular las características del sistema y de los pasajeros. Es un sistema de simulación que funciona mediante el uso de agentes y estructuras. Además, es un software, versátil, personalizable y programable, características que nos permiten conectar la simulación con los motores de optimización.

Los datos que se requieren para lograr la simulación del sistema son los siguientes:

- Ruta geográfica de la línea.
- Coordenadas de las estaciones del sistema.
- Tiempos de recorrido entre las estaciones.
- Distancia entre las estaciones.
- Velocidad promedio de los trayectos.
- Número de unidades disponibles en el sistema.
- Demanda de los pasajeros en cada estación.
- Tablas de origen-destino de los pasajeros.

La ruta de la línea fue determinada mediante la información obtenida en el rastreo GPS y procesada para refinar los trayectos e imprecisos de lectura. Al mismo tiempo se determinó la ubicación exacta de las estaciones. Una vez determinado lo anterior se recolectaron datos de 20 observaciones, principalmente en las horas *pico* segmentadas en mañana y tarde, para establecer los promedios de tiempo y velocidad de recorrido entre los trayectos para días hábiles. Además se ha propuesto para la simulación una nueva forma de cálculo de la demanda y las tablas origen destino.

4.3.1 CÁLCULO DE LA DEMANDA

El introducir la demanda al simulador para cada estación por hora es una tarea que requiere un gran número de observaciones, además de actualizaciones constantes. Sin lugar a duda esta es una tarea muy exhaustiva si se desea estar analizando por largos periodos de tiempo, además del costo que esto conlleva el tomar los datos de campo.

Se propone una nueva función de cálculo en base a la combinación de dos tipos de observaciones. La demanda observada durante todo el recorrido en horas pico y la demanda observada en estaciones estratégicas a lo largo del día.

La toma de datos de la demanda durante el recorrido en horas pico te proporciona información de cuántas personas abordan en cada una de las estaciones cuando se presenta la hora pico D_s entonces se obtiene un vector de n elementos, con el supuesto de que a esta hora es el máximo número de personas que abordan el autobús y por lo tanto se normalizan los valores sobre el más alto de los elementos.

La demanda en estaciones estratégicas, es decir, estaciones que muestren un gran flujo de pasajeros o que estén situadas en puntos clave nos proporcionan información sobre el comportamiento de la demanda a lo largo del día D_h de pasajeros por periodo de tiempo con m elementos.

Entonces, se hace una multiplicación matricial de D_s con la transpuesta D_h^T y se obtiene entonces la demanda para cada estación a lo largo del día

$$T_{Dtotal} = D_s \times D_h^T$$

lo que nos arroja una matriz de $n \cdot m$ que proporciona la demanda estimada de todas las estaciones a lo largo del día.

4.3.2 CÁLCULO DE TABLAS ORIGEN-DESTINO

La aproximación de las tablas Origen-Destino (O-D) se basa principalmente en el enfoque de cuántas personas suben y dónde bajarán. De las observaciones hechas se toma el número de pasajeros que lograron abordar al autobús en la parada y el número de pasajeros que descendieron en la misma, por lo tanto, se tienen dos vectores distintos, los que suben y los que bajan.

El procedimiento comienza verificando que el número de pasajeros que subieron sea el mismo número de pasajeros que bajaron, es decir, se debe cumplir

$$\sum b_k^s = \sum a_k^s$$

Entonces, conforme se va recorriendo el avance para cada estación se calculan las probabilidades de bajada para el número de arribos de cada una de las estaciones, esta distribución está dada en base a las observaciones de bajada de las estaciones restantes.

$$P(a_k) = \frac{a_k^s}{\sum_s a_k^s} \forall k \in K$$

Esto nos crea una matriz triangular superior que puede alimentar la probabilidad del destino de cada pasajero cada vez que llegue a una estación.

Tómese en cuenta que se requiere del cálculo de una matriz de probabilidad O-D para el recorrido de ida o otra para el recorrido de regreso y no necesariamente deben ser coincidentes.

4.4 MODELO MATEMÁTICO

Este modelo se deriva del capítulo 3 por lo tanto nos hemos empeñado en usar la misma notación para fines de compatibilidad. Se mencionan en lista los parámetros que se han considerado:

cap_k capacidad del autobús k ,

$dist_s$ distancia en metros de la estación s y la estación $s - 1$,

$speed_{k,s}$ velocidad de operación del autobús k entre las estaciones s y $s - 1$ dada en minutos,

$OD_{kss'}$ Es la fracción de pasajeros que abordan k en la estación s cuyo destino es s' (Para todo $s < s'$),

$minHead_k, maxHead_k$ el control de intervalos permisibles para k y $k - 1$ debe estar entre estos dos que necesitan ser congruentes,

t^0 instante cuando las decisiones deben ser tomadas, consideramos que tenemos toda la información necesaria,

d_k^0 distancia entre el autobús k y su ultima parada visitada en el tiempo t^0 . si el autobús aun esta en la parada, entonces $d_k^0 = 0$.

$s(k)$ indica la última parada s que visitó k en el tiempo t_0 . Si el autobús k esta en la parada s' , entonces $s(k) = s' - 1$.

c_s^0 es el número de pasajeros esperando en s al tiempo t^0 .

Nuestro modelo quedaría de la siguiente manera para la Ecovía.

$$\text{mín} \sum_{k=2}^K \sum_{s=s(k)+1}^S \psi E_{ks} + \epsilon T_{ks}, \quad (4.1)$$

$$E_{ks} \geq minHead_k - (td_{ks} - td_{k-1s}), \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (4.2)$$

$$E_{ks} \geq 0, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S. \quad (4.3)$$

$$T_{ks} \geq (td_{ks} - td_{k-1s}) - maxHead_k, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (4.4)$$

$$T_{ks} \geq 0, \quad k = 2, \dots, K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (4.5)$$

$$td_{k s(k)+1} = t_0 + \frac{dist_{s(k)} - d_k^0}{speed_{k s(k)}} + dwell_{k s(k)+1} + h_{k s(k)+1}, \quad k \in K \quad (4.6)$$

$$td_{ks} = td_{k s-1} + \frac{dist_{s-1}}{speed_{k s-1}} + dwell_{ks} + h_{ks}, \quad k \in K, s = s(k) + 2, \dots, S - 1. \quad (4.7)$$

$$h_{ks} \leq maxHold \cdot y_{ks}, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1) \quad (4.8)$$

$$\sum_{s=s(k)+1}^S y_{ks} \leq maxEvent - prevEvent_k \quad k \in K. \quad (4.9)$$

$$pass_{ks} = c_s^0 + \lambda_s(td_{ks} - t_0), \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1) \quad (4.10)$$

$$pass_{1s} = c_s^0 + \lambda_s(td_{1s} - td_{Ks}), \quad s = s(K) + 1, \dots, S \quad (4.11)$$

$$passBus_{ks} = \min \left(\sum_{i=1}^{s-1} pass_{ki}, cap_k \right), \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (4.12)$$

$$dwell_{ks} = passBus_{ks} \cdot boardT + alighting \cdot alightT, \quad k \in K, s = s(k) + 1, \dots, S \quad (4.13)$$

$$td_{ks} - td_{k-1s} \geq 0, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k - 1) + 1, \dots, S \quad (4.14)$$

$$td_{1s} - td_{Ks} \geq 0, \quad s = s(k) + 1, \dots, s(1) \quad (4.15)$$

$$td_{k-1s} - td_{ks} \geq 0, \quad k \in K \setminus \{1\}, s = s(k) + 1, \dots, s(k - 1) \quad (4.16)$$

Básicamente el modelo es una derivación implícita del modelo del capítulo anterior donde la función objetivo (4.1) es la sumatoria de las penalizaciones fuera del intervalo. Las ecuaciones (4.2)-(4.5) activan las penalizaciones si el intervalo es violado. Las ecuaciones (4.6) y (4.7) calculan los tiempos de partida de cada autobús. Mientras que (4.8) determina el máximo valor de espera del autobús en la estación, añadiendo aquí la condición de un número máximo de eventos de espera con y_{ks} , el cual es registrado en (4.9). Las ecuaciones (4.10) y (4.11) registran el número de pasajeros que esperan el autobús y (4.12) definen los que están a bordo. Cabe señalar que el sistema Ecovía usa una sola entrada y salida, es por ello que se debe añadir la suma del tiempo de descarga más el tiempo de abordaje a $dwell_{ks}$, entonces (4.13) sufre esa modificación. Las restricciones (4.14)-(4.16) se mantienen para no generar rebases.

4.5 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO Y TRABAJO FUTURO

Se creó una simulación totalmente adecuada al nuevo sistema de transporte en Nuevo León, Ecovía, el comportamiento en tanto a demanda y tiempos de servicio se aproxima al comportamiento del sistema real. Esto quiere decir que nuestro modelo trabaja bien y que podríamos extenderlo o aplicarlo a cualquier otro sistema BRT, teniendo la información adecuada para cada uno de los elementos.

Además aunque no hemos conectado el modelo de optimización con la simulación, en base a los resultados de capítulo anterior y su similitud dado que es un derivado podemos pronosticar que podremos desarrollar un buen motor de optimización para la Ecovía en la distribución del tráfico.

Los métodos propuestos para la creación del pronóstico de la demanda y las tablas O-D han resultado eficientes y ahorran mucho tiempo de trabajo de campo y de cálculo al simulador.

4.5.1 TRABAJO FUTURO

Como trabajo futuro de esta investigación se tiene contemplado seguir trabajando en la mejora de la simulación y refinación del modelo matemático para poder lograr una mejor simulación y por lo tanto optimización del problema.

Se consideran agregar al modelo y al simulador medidas de desempeño de la línea que hagan más realista el entorno.

Se buscará la aplicación real al sistema Ecovía para fines de colaboración y mejora del sistema real.

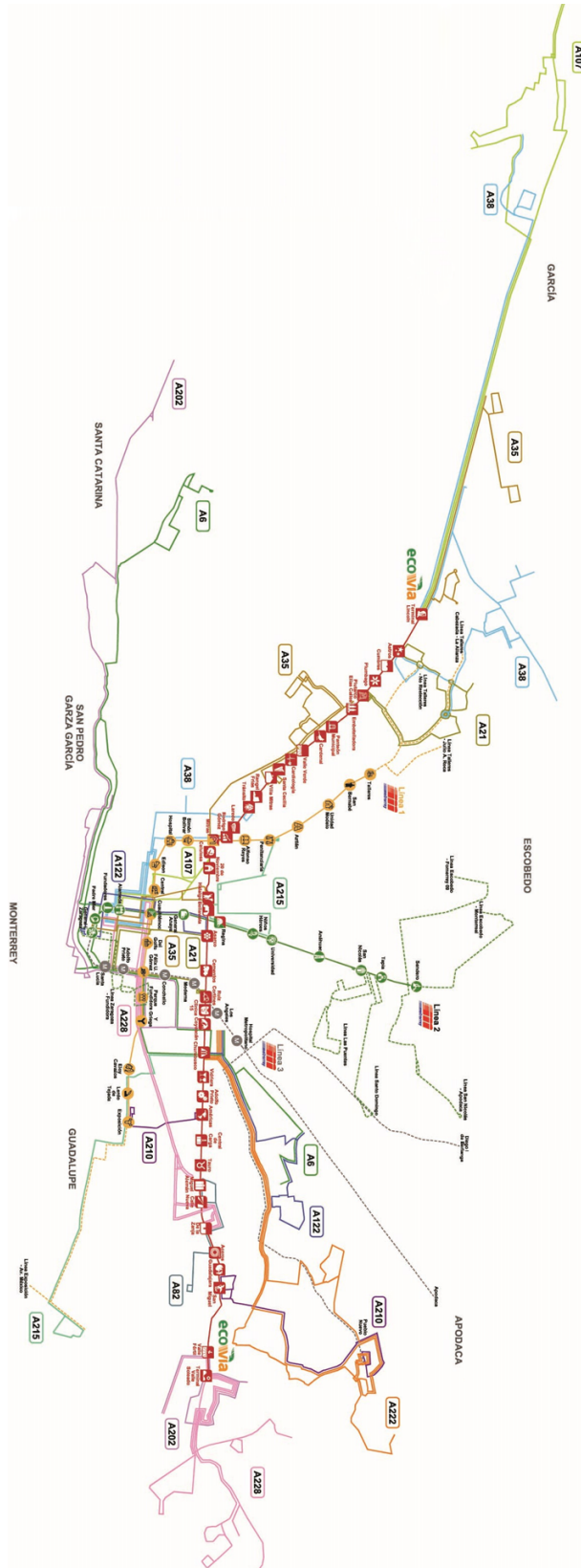


Figura 4.2: Red de transporte Ecovía con conexiones a sistemas alimentadores.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

5.1 CONCLUSIONES GENERALES

La presente tesis hace énfasis en el tratamiento de problemas que cuentan con incertidumbre. Damos cuenta que el tratamiento de la incertidumbre puede ser atacado de distintas maneras, en particular para este trabajo, el primer problema de diseño de una red de cadena de suministro de ciclo cerrado, donde se caracteriza el problema a escenarios para atacar la incertidumbre con el uso de escenarios y un modelo multiperiodo para el análisis de la demanda a largo plazo donde se demuestra que las soluciones no son fáciles de obtener. Además, por ser una decisión que implica fuertes inversiones y un posicionamiento territorial prácticamente que definirá la vida y el éxito del proyecto es necesario en apoyarse en métodos de solución que garanticen soluciones de alta calidad. Los métodos usados para tomar las decisiones son eficientes al considerar la agregación de la incertidumbre mediante escenarios. Se probó también que la agregación de los periodos al modelo puede ser tratado y resuelto de manera similar al problema estocástico.

Esto forma parte de la contribución de este trabajo de investigación ya que si se tiene la misma estructura del modelo estocástico y multiperiodo, los métodos de solución pueden ser los mismos y por lo tanto la combinación de ambos problemas no debe reflejar problema par adaptar el problema completo a estas metodologías.

El segundo problema expuesto sobre el mejoramiento del estado en tiempo real

de un sistema de transporte urbano implica decisiones a corto plazo y se demostró que una manera eficiente de atacar el problema es mediante la técnica del horizonte de tiempo, cuya aplicación en estas líneas de transporte urbano es relativamente fácil por las tecnologías que se cuentan para el apoyo a la toma de decisiones. El sistema sigue siendo inherentemente estocástico pero el apoyarse en las nuevas tecnologías hace que esta incertidumbre se minimice. Se observa que el tiempo con el que deben hacerse los chequeos de los estados deben de estar calibrados por que tiempos muy cortos de chequeo demandan un esfuerzo computacional y costos de operación y análogamente tiempos muy largos de chequeo no garantizan mejorar el estado de la red.

Se observa que la técnica de *holding bus* muestra eficiencia para regular la red en la equidistancia de los autobuses y reduce el tiempo de espera total de los pasajeros, sin embargo aumenta los costos de operación, se demostró experimentalmente que la acotación de los tiempo de espera reducen estos costos y a la vez no altera en gran medida a la planeación original, lo que es importante para las empresas de transporte.

Finalmente el poder emular un ambiente real, para nuestro caso el sistema Ecovía permite verificar que las líneas de autobuses están siempre expuestas a la incertidumbre. Los datos recolectados permitieron crear una simulación que muestra los puntos más vulnerables del sistema y por lo tanto donde hay más riesgo e incertidumbre.

5.2 TRABAJO FUTURO

Se considera trabajo futuro para los temas abordados en esta tesis.

Primeramente para el problema de logística inversa se desea combinar el problema estocástico por escenarios con el modelo multiperiodo y así poder lograr un mejor modelo para toma de decisiones en redes de ciclo cerrado.

Se busca hacer un análisis exhaustivo de la estructura para determinar que método de solución es el adecuado. Principalmente buscaremos probar el método de descomposición de Benders y la relajación lagrangeana, métodos que han funcionado para el problema en su forma determinista.

Para el modelo de regulación de tráfico se desean agregar alternativas de comportamiento para los autobuses, donde se pueda incluir técnicas como el *skipping stop problem* y asignación de unidades, todo esto en orden de dar más alternativas al tomador de decisiones y así lograr más eficiencia en los tiempos de espera de los pasajeros y reducción de costos.

Se espera que estos modelos de control de tráfico más adelante puedan ser integrados a la reoptimización de la planificación si esta se ve afectada por el comportamiento de la línea.

Por último se desea la aplicación real con algún sistema de transporte que sea compatible con los modelos presentados. La obtención de motores de optimización que puedan ser de utilidad para las empresas mediante el servicio directo o de terceros.

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Esquema de la red de logística inversa.	11
2.2. Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para pequeñas instancias en Multi-NLMIP	25
2.3. Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para medianas instancias en Multi-NLMIP	26
2.4. Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para pequeñas instancias en Stoch-NLMIP	27
2.5. Desempeño de L de costo fijo(izquierda) y dinámico(derecha) para medianas instancias en Stoch-NLMIP	27
3.1. Principales causas de <i>Bus bunching</i> (modificado de Ceder (2007)). . .	31
3.2. Estructura del ciclo de planeación (BBP-LP) y ejecución (simulación en tiempo real)	33
3.3. Esquema de la organización del corredor y los autobuses	37
3.4. Decremento en los tiempos de espera e incremento en los tiempos de viaje con los parametros $\psi = \epsilon = 1$ sin acotación y con acotación en los tiempos de espera (Holding time).	44
3.5. Histograma de distribución de tiempos de Holding sin acotación(izquierda) y con limite de tiempo (derecha).	44

3.6. Tráfico de los autobuses sin control(izq.) y con control cada 5 minutos(der.).	45
3.7. Tráfico de los autobuses con control cada 5 min.(izq.) y con control cada 7 min(der.).	46
3.8. Histograma de tiempos de viaje del autobús sin control (izq.) y con control cada 5 minutos (der.).	47
4.1. Logotipo sistema de transporte Ecovía.	53
4.2. Red de transporte Ecovía con conexiones a sistemas alimentadores. . .	63

ÍNDICE DE TABLAS

2.1. Desempeño de GS-MIP(30 %) para Multi-NLMIP y Stoch-NLMIP	23
2.2. Variaciones en la precisión de la solución γ y el error ϵ de la sección dorada	24
3.1. comportamiento de la línea con intervalos de optimización(tiempo) y penalizaciones en $\psi = \epsilon = 1$	42
3.2. Mejora del comportamiento de los tiempos de espera mediante la va- riación de parámetros	48
3.3. Análisis de regresión para los parámetros ψ , ϵ y <i>maxHold</i>	48

BIBLIOGRAFÍA

- Sibel A Alumur, Stefan Nickel, Francisco Saldanha-da Gama y Vedat Verter. Multi-period reverse logistics network design. *European Journal of Operational Research*, 220(1):67–78, 2012.
- Catalina Góez Arango. *Riesgo e incertidumbre en problemas con múltiples objetivos. Caso de estudio*. Tesis doctoral, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia, 2007.
- Necati Aras y Deniz Aksen. Locating collection centers for distance-and incentive-dependent returns. *International Journal of Production Economics*, 111(2):316–333, 2008.
- John J Bartholdi III y Donald D Eisenstein. A self-coördinating bus route to resist bus bunching. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46(4):481–491, 2012.
- A. Ceder. *Public Transit Planning and Operation: Theory, Modeling and Practice*. Elsevier, Butterworth-Heinemann, 2007.
- Avishai Ceder. Bus timetables with even passenger loads as opposed to even headways. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1760(1):3–9, 2001.
- Carlos F Daganzo. A headway-based approach to eliminate bus bunching: Systematic analysis and comparisons. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43(10):913–921, 2009.

- Carlos F Daganzo y Josh Pilachowski. Reducing bunching with bus-to-bus cooperation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(1):267–277, 2011.
- Marisa P De Brito, Rommert Dekker y Simme Douwe P Flapper. *Reverse logistics: a review of case studies*. Springer, 2005.
- Felipe Delgado, Juan Carlos Muñoz, Ricardo Giesen y Aldo Cipriano. Real-time control of buses in a transit corridor based on vehicle holding and boarding limits. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2090(1):59–67, 2009.
- Felipe Delgado, Juan Carlos Munoz y Ricardo Giesen. How much can holding and/or limiting boarding improve transit performance? *Transportation Research Part B: Methodological*, 46(9):1202–1217, 2012.
- Taotao Deng y John D Nelson. Recent developments in bus rapid transit: a review of the literature. *Transport Reviews*, 31(1):69–96, 2011.
- G. Desaulniers y M. Hickman. Public transit. *Transportation, Handbooks in Operations Research and Management Science*, 69–127, 2007.
- Bob Diamond, David Krahl, Anthony Nastasi y Peter Tag. Extendsim advanced technology: integrated simulation database. En *Proceedings of the Winter Simulation Conference*, 32–39. Winter Simulation Conference, 2010.
- Yuqing Ding y Steven I Chien. Improving transit service quality and headway regularity with real-time control. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1760(1):161–170, 2001.
- Xu Jun Eberlein, Nigel HM Wilson y David Bernstein. The holding problem with real-time information available. *Transportation science*, 35(1):1–18, 2001.
- Ecovía. Acerca de ecovia. <http://ecovia.nl.gob.mx/about.html>, 2014. Accessed: 2014-12-01.

- M El-Sayed, N Afia y A El-Kharbotly. A stochastic model for forward–reverse logistics network design under risk. *Computers & Industrial Engineering*, 58(3): 423–431, 2010.
- Mortiz Fleischmann, Hans Ronald Krikke, Rommert Dekker y Simme Douwe P. Flapper. A characterisation of logistics networks for product recovery. *Omega*, 2000.
- Peter G Furth y Theo HJ Muller. Service reliability and optimal running time schedules. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2034(1):55–61, 2007.
- LG Hernández-Landa, Romeo Sánchez Nigenda y Yasmin Ríos-Solís. Linear bus holding model for traffic network. En Miguel Mújica Mota, Idalia Flores de la Mota y Daniel Guimarans Serrano, editors, *Applied Simulation and Optimization: In Logistics and Industrial, and Aeronautical Practice*. Springer, Springer, 2014.
- Dario Hidalgo y Pierre Graftieaux. Bus rapid transit systems in latin america and asia: results and difficulties in 11 cities. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2072(1):77–88, 2008.
- Omar J Ibarra-Rojas y Yasmin A Rios-Solis. Synchronization of bus timetabling. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46(5):599–614, 2012.
- Omar J Ibarra-Rojas, Fernando López-Irarragorri y Yasmin A Rios-Solis. Multiperiod synchronization bus timetabling. *Under review*, –(–):–, 2014.
- JK Jolliffe y TP Hutchinson. A behavioural explanation of the association between bus and passenger arrivals at a bus stop. *Transportation Science*, 9(3):248–282, 1975.
- G Kannan, P Sasikumar y K Devika. A genetic algorithm approach for solving a closed loop supply chain model: A case of battery recycling. *Applied Mathematical Modelling*, 34(3):655–670, 2010.

- S Kara, F Rugrungruang y H Kaebernick. Simulation modelling of reverse logistics networks. *International Journal of Production Economics*, 106(1):61–69, 2007.
- David Krahl. Extendsim advanced technology: discrete rate simulation. En *Winter Simulation Conference*, 333–338. Winter Simulation Conference, 2009.
- Thomas F Larwin, George E Gray y Norman Kelley. Bus rapid transit: A handbook for partners. Reporte técnico, 2007.
- Ovidiu Listeş y Rommert Dekker. A stochastic approach to a case study for product recovery network design. *European Journal of Operational Research*, 160(1):268–287, 2005.
- I Litvinchev, YA Ríos, D Özdemir y LG Hernández-Landa. Multiperiod and stochastic formulations for a closed loop supply chain with incentives. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 53(2):201–211, 2014.
- Julio Mar-Ortiz, Belarmino Adenso-Díaz y José Luis González-Velarde. Design of a recovery network for weee collection: the case of galicia, spain. *Journal of the Operational Research Society*, 62(8):1471–1484, 2011.
- Francis O Ongondo, Ian D Williams y Tom J Cherrett. How are weee doing? a global review of the management of electrical and electronic wastes. *Waste management*, 31(4):714–730, 2011.
- Mir Saman Pishvaei, Fariborz Jolai y Jafar Razmi. A stochastic optimization model for integrated forward/reverse logistics network design. *Journal of Manufacturing Systems*, 28(4):107–114, 2009.
- Mir Saman Pishvaei, Reza Zanjirani Farahani y Wout Dullaert. A memetic algorithm for bi-objective integrated forward/reverse logistics network design. *Computers & Operations Research*, 37(6):1100–1112, 2010.
- Mir Saman Pishvaei, Masoud Rabbani y Seyed Ali Torabi. A robust optimization approach to closed-loop supply chain network design under uncertainty. *Applied Mathematical Modelling*, 35(2):637–649, 2011.

- Shaligram Pokharel y Akshay Mutha. Perspectives in reverse logistics: a review. *Resources, Conservation and Recycling*, 53(4):175–182, 2009.
- William H Press, Brian P Flannery, Saul A Teukolsky y William T Vetterling. *Numerical Recipes: The art of scientific computing*, volumen 2. Cambridge University Press London, 1987.
- André Puong y Nigel HM Wilson. A train holding model for urban rail transit systems. En *Computer-aided Systems in Public Transport*, 319–337. Springer, 2008.
- Roger Z. Ríos-Mercado y Yasmín A. Ríos-Solís. *Just-in-time Systems*, volumen 60. Springer, 2012.
- Yasmin A Rios-Solis. Scheduling with earliness–tardiness penalties and parallel machines. *4OR*, 6(2):191–194, 2008.
- Yasmin A Rios-Solis y Francis Sourd. Exponential neighborhood search for a parallel machine scheduling problem. *Computers & Operations Research*, 35(5):1697–1712, 2008.
- Maria Isabel Gomes Salema, Ana Paula Barbosa-Povoa y Augusto Q Novais. An optimization model for the design of a capacitated multi-product reverse logistics network with uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 179(3):1063–1077, 2007.
- Tjendera Santoso, Shabbir Ahmed, Marc Goetschalckx y Alexander Shapiro. A stochastic programming approach for supply chain network design under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 167(1):96–115, 2005.
- Francis Sourd y Safia Kedad-Sidhoum. The one-machine problem with earliness and tardiness penalties. *Journal of Scheduling*, 6(6):533–549, 2003.
- Samir K Srivastava. Network design for reverse logistics. *Omega*, 36(4):535–548, 2008.

- George A Steiner. *Strategic planning*. Simon and Schuster, 2010.
- Aichong Sun y Mark Hickman. The holding problem at multiple holding stations. En *Computer-aided systems in public transport*, 339–359. Springer, 2008.
- A. C. Tombus. *Quantitative model for decision making in reverse logistics network design*. Tesis doctoral, Bogazici University, Turkey, May 2009.
- Wikipedia. Autobús de tránsito rápido — wikipedia, la enciclopedia libre, 2014. URL http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Autob%C3%BAs_de_tr%C3%A1nsito_r%C3%A1pido&oldid=77814754. [Internet; descargado 8-diciembre-2014].
- Guang-fen Yang, Zhi-ping Wang y Xiao-qiang Li. The optimization of the closed-loop supply chain network. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 45(1):16–28, 2009.
- Jiamin Zhao, Satish Bukkapatnam y Maged M Dessouky. Distributed architecture for real-time coordination of bus holding in transit networks. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 4(1):43–51, 2003.
- Saeed Zolfaghari, Nader Azizi y Mohamad Y Jaber. A model for holding strategy in public transit systems with real-time information. *International Journal of Transport Management*, 2(2):99–110, 2004.

FICHA AUTOBIOGRÁFICA

Leonardo Gabriel Hernández Landa

Candidato para el grado de Doctor en Ingeniería
con especialidad en Ingeniería de Sistemas

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

PLANEACIÓN DE UNA CADENA DE LOGÍSTICA
INVERSA Y OPTIMIZACIÓN EN TIEMPO REAL DE
UNA LÍNEA DE TRANSPORTE URBANO

Nací en la ciudad de Perote Veracruz, donde viví toda mi infancia y adolescencia. Es ahí donde curse desde nivel preescolar al nivel universitario. Obtuve el título de Ingeniero Industrial en el Instituto Tecnológico Superior de Perote, escuela donde tuve grandes logros personales entre los que destaco la mención honorífica por obtener el más alto promedio de mi generación.

Posteriormente me movi a la ciudad de Monterrey, Nuevo León donde concluí mis estudios de Maestría en la Universidad Autónoma de Nuevo León y posteriormente mis estudios de doctorado, trabajo del cual trata esta tesis. Además logré formar una maravillosa familia durante todo este proceso que siempre me ha apoyado.

Laboralmente tuve experiencia laboral en PEMEX con un proyecto de análisis de su software de distribución y logística y en Aeroméxico Connect laboré en el área de almacen y recepción de materiales.