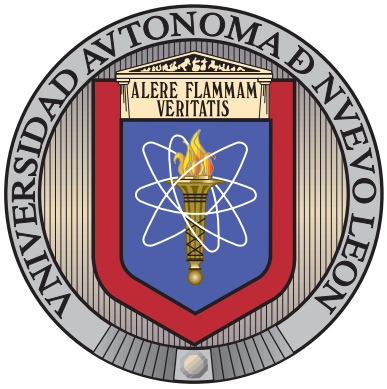
Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica



Modelos y algoritmos de optimización para el Problema Dial–a–Tour

por

Erick Cervantes Mendieta

como requisito parcial para obtener el grado de

doctorado en ingeniería de sistemas

Septiembre 2026

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Secretaría de Estudios de Posgrado



Modelos y algoritmos de optimización para el Problema Dial–a–Tour

por

Erick Cervantes Mendieta

como requisito parcial para obtener el grado de

doctorado en ingeniería de sistemas

Septiembre 2026

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Posgrado

Los miembros del Comité de Evaluación de Tesis recomendamos que la tesis "Modelos y algoritmos de optimización para el problema *dial–a–tour*", realizada por el estudiante Erick Cervantes Mendieta, con número de matrícula 2032430, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Doctorado en Ingeniería de Sistemas.

El Comité de Evaluación de Tesis

Dra. María Angélica Salazar Aguilar
Directora

Dr. Vincent André Lionel Boyer
Codirector

Dr. Romeo Sánchez Nigenda
Revisor

Dra. Iris Abril Martínez Salazar
Revisora

Dra. Diana Lucia Huerta Muñoz
Revisora

Dra. Edith Lucero Ozuna Espinosa
Revisora

Dra. Irma Delia García Calvillo
Revisora

V.º B.º

Dr. Azael Martínez de la Cruz
Secretario de Estudios de Posgrado

SECRETARÍA DE ESTUDIOS DE POSGRADO

Institución 190001

Programa 557620

Acta núm. 387

Ciudad Universitaria, 25 de septiembre de 2026

Revisión 1
Vigente a partir del 14 de mayo 2026

A los pocos árboles que dan frutos en este bosque:

A mi madre y padre, cuyas raíces me sostuvieron con amor y sabiduría.

A mi hermana y hermano, cuyas ramas me sostuvieron sin condiciones.

Y a quienes, en silencio, regaron mi tierra con hechos antes que palabras.

Índice general

Agradecimientos xi

Resumen xii

1. Introducción 1

1.1. Planteamiento del problema 4

1.2. Hipótesis 8

1.3. Objetivos 9

1.3.1. Objetivo general 9

1.3.2. Objetivos específicos 9

1.4. Estructura de la tesis 10

2. Fundamentos teóricos y estado del arte 11

2.1. Problema de ruteo de vehículos 11

2.2. Problema de recolección y entrega 15

2.3. Problema *Dial–a–Ride* 18

2.4. Enfoques y modelos del problema de transporte de pasajeros bajo demanda 22

3. El Problema Dial–a–Tour 29

3.1. Descripción formal del problema 29

3.2. Modelo de Programación Lineal Entera Mixta 32

3.3. Modelo de Programación con Restricciones 33

3.4. Comparación entre los paradigmas MILP y CP 35

4. Métodos heurísticos 37

4.1. Heurística constructiva 37

4.2. Heurística de Descenso con Perturbaciones 38

5. Experimentación y resultados 44

5.1. Instancias de prueba 44

5.2. Resultados en instancias tipo Riviera 47

5.2.1. Comparación entre formulaciones MILP y CP 51

5.2.2. Evaluación de la eficiencia del DHS 51

5.2.3. Comparación entre CP y DHS 55

5.3. Resultados en instancias tipo Tlax 57

6. Conclusiones 60

6.1. Logro de los objetivos planteados 60

6.2. Contribuciones de la tesis 63

6.3. Limitaciones del estudio 63

6.4. Trabajo futuro 64

A. Fundamentos Metodológicos 66

A.1. Fundamentos teóricos de las heurísticas 66

A.2. Programación con restricciones 69

B. Pruebas preliminares de rendimiento del modelo MILP 72

B.1. Resultados obtenidos usando *MIPStart* 72

C. Resultados complementarios del operador de inserción 74

Índice de figuras

1.1. Elementos del DATP – la principal característica es que un grupo de clientes hace un recorrido por diferentes sitios turísticos e inicia y finaliza en el mismo punto. 5

1.2. Características de los grupos de clientes en el DATP. 6

4.1. Ejemplo del operador de inserción del DHS usando $k = 2$ y $k = 3$. . . 43

5.1. Mapa con los sitios turísticos (azul) y hoteles (rojo) ubicados en la Riviera Maya. 46

5.2. Mapa con los sitios turísticos (azul) y hoteles (rojo) ubicados en el estado de Tlaxcala. 47

5.3. GAP (%) promedio reportado por CPLEX al resolver las instancias tipo Riviera mediante MILP utilizando diferentes niveles de calidad servicio. 49

5.4. Mediana de la cantidad de vehículos a utilizar en diferentes cantidades de grupos con diferentes niveles de servicio en instancias tipo Riviera al resolver con el MILP. 50

5.5. Comparación entre el GAP (%) promedio reportado por CPLEX, al resolver las formulaciones MILP y CP, respectivamente. 52

5.6. Comparación de operadores de inserción agrupado por clase y usando diferentes valores de QoS. 53

5.7. Comparación del operador de inserción entre $k = 2$, $k = 3$ y $k = 4$ con respecto al promedio de vehículos a utilizar. 54

5.8. Número promedio de vehículos obtenido por CP y DHS ($k = 4$) con límite de tiempo de 600 segundos, desglosado por nivel de QoS. . . . 56

5.9. GAP (%) promedio reportado por CPLEX en las diferentes instancias del estado de Tlaxcala, al resolver con CP y utilizando diferentes niveles de servicio (0 %, 25 %, 50 %, 75 %, 100 %). 58

5.10. Cantidad promedio de vehículos a utilizar al resolver las instancias Tlaxcala con el DHS, utilizando diferentes niveles de servicio (0 %, 25 %, 50 %, 75 %, 100 %). 59

C.1. Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 0 con $k = 2, 3, 4$. 74

C.2. Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 1 con $k = 2, 3, 4$. 75

C.3. Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 2 con $k = 2, 3, 4$. 75

C.4. Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 3 con $k = 2, 3, 4$. 75

C.5. Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 4 con $k = 2, 3, 4$. 76

Índice de tablas

3.1. Conjuntos y parámetros del DATP. 31

5.1. Frecuencia de victorias por operador de inserción 54

A.1. Descripción de los operadores de CP 71

B.1. GAP(%) promedio reportado por CPLEX después de 600 s y 3600 s, al resolver las instancias tipo Riviera usando MILP y utilizando un nivel de calidad de servicio del 50 %. 73

Agradecimientos

Agradezco a la Universidad Autónoma de Nuevo León, a la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica y al Programa de Posgrado en Ingeniería de Sistemas por haberme permitido realizar mis estudios de posgrado en sus instalaciones.

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por otorgarme una beca que me permitió realizar satisfactoriamente mis estudios de posgrado.

A la Dra. Angélica Salazar, por su guía, paciencia y exigencia durante este proceso, y por sus observaciones, fundamentales para culminar esta investigación.

Al Dr. Vincent Boyer, por su apoyo constante y por compartir su experiencia y conocimiento, lo que me permitió desarrollar este trabajo.

A los miembros del comité de evaluación, Dra. Diana Huerta, Dra. Irma García, Dra. Lucero Ozuna y Dr. Romeo Sánchez, por sus valiosas aportaciones, correcciones y sugerencias, que me permitieron mejorar la calidad de esta tesis.

A mis compañeros y amigos del posgrado, por las conversaciones y los momentos compartidos. En especial, a mi equipo: Gaby, Brenda, Johanna y Mayra, por estar presentes en los momentos difíciles y por celebrar conmigo los logros obtenidos.

A mi madre y a mi padre, raíces que me sostuvieron con amor. A mi hermana, a mi hermano y a mi cuñada, ramas que me acompañaron y me sostuvieron sin condiciones.

Resumen

Erick Cervantes Mendieta.

Candidato para obtener el grado de Doctorado en Ingeniería de Sistemas.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: Modelos y algoritmos de optimización para el Problema Dial–a–Tour.

Número de páginas: 84.

Objetivos y método de estudio: El objetivo principal de esta investigación es diseñar y desarrollar una metodología de apoyo a la decisión basado en modelos matemáticos y algoritmos de optimización innovadores, para mejorar la gestión del transporte en la industria turística, el enfoque garantizará eficiencia computacional, calidad de las soluciones y adaptabilidad a entornos operativos reales, contribuyendo tanto al avance teórico en optimización como a la práctica en logística turística.

Para esto, se pretende cubrir los siguientes objetivos específicos:

- Analizar el problema de gestión de transporte en agencias turísticas, identificando sus limitaciones operativas y los requerimientos clave para equilibrar la calidad de servicio y su rentabilidad.
- Formular modelos de optimización (lineal entera mixta y/o programación con restricciones) que representen de manera precisa la problemática bajo estudio.
- Diseñar e implementar algoritmos de optimización avanzados para resolver el problema de manera eficiente, garantizando escalabilidad y aplicabilidad en entornos reales.

- Generar un banco de instancias de prueba basado en datos reales y escenarios simulados.
- Evaluar el desempeño computacional (tiempo de cómputo) y la calidad de las soluciones (número de vehículos y GAP (%)) de los modelos y algoritmos propuestos, mediante experimentación numérica en el banco de instancias.

La metodología consta de los siguientes pasos:

1. Realizar una revisión detallada de la literatura para identificar los modelos y algoritmos propuestos en trabajos relacionados, identificando brechas y oportunidades para contribuciones originales.
2. Formulación de al menos un modelo matemático que capture las particularidades del problema.
3. Determinar la complejidad del modelo.
4. Proponer algoritmos de solución, según la complejidad del problema.
5. Construcción de un conjunto de instancias de prueba para validar los algoritmos propuestos.
6. Análisis de resultados, considerando algunas métricas de desempeño como el tiempo computacional, la calidad de solución y/o la brecha de optimalidad.

Preguntas de investigación

- ¿Cuáles son las características del problema de gestión de transporte en agencias turísticas?
- ¿Cuáles son las semejanzas y/o diferencias que hay con los modelos propuestos de ruteo de vehículos (VRP) que abarcan el transporte de personas?
- ¿Qué métodos de solución son los más utilizados en este tipo de problema?
- ¿Existen conjuntos de instancias propuestas en la literatura de problemas similares qué puedan utilizarse?
- ¿Una instancia del problema se puede resolver en un tiempo computacional razonable?

Contribuciones y conclusiones: En este trabajo de investigación se describe y analiza un problema de gestión de transporte en agencias turísticas, el Problema Dial–a–Tour (DATP), el cuál consiste en diseñar rutas y horarios de vehículos para brindar servicio de transportación a un conjunto de grupos de turistas que han reservado un tour, el cual incluye varios destinos a visitar. Al inicio de su recorrido, cada grupo de turistas deberá ser recolectado en una ubicación predeterminada, luego ser transportados y guiados a las diferentes ubicaciones incluidas en el tour reservado y finalmente devueltos en la ubicación inicial. Así, el objetivo es minimizar la cantidad de vehículos a utilizar, asegurando brindar un nivel de calidad del servicio establecido a los clientes.

Se formularon dos modelos matemáticos exactos para el problema: uno de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) y otro de Programación con Restricciones (CP). Además, se diseñaron dos algoritmos heurísticos: una heurística constructiva y una heurística de descenso con perturbaciones (DHS). Para validar estos modelos y algoritmos, se generó un banco de instancias que refleja las características reales y particulares del problema.

Los resultados permiten evaluar el desempeño de un heurístico constructivo, el cuál se utilizó para encontrar soluciones factibles de forma rápida y utilizarlas para ayudar a CPLEX a encontrar una solución inicial. Mientras que se observa que los resultados obtenidos con la heurística de descenso con perturbaciones indican que este enfoque de destrucción–reparación de la solución funciona muy bien para este tipo de problemas.

Se encontró que el desempeño de la modelación propuesta está significativamente influenciado por varios parámetros operativos, como lo es la cantidad de grupos de clientes a dar servicio, la cantidad de tours ofrecidos en un escenario y la calidad de servicio ofrecido.

Los resultados de este trabajo han dado origen a los siguientes productos:

- Boyer, V., Cervantes–Mendieta, E., Hernández–López, O. A., & Salazar–Aguilar, M. A. (2025). The Dial–a–Tour Problem. *Computers & Operations Research*, 173, 106832. `https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106832`

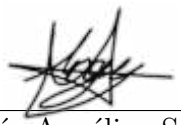
- Cervantes–Mendieta, E. & Salazar–Aguilar, M. A. (2021). El Problema Dial–a–Ride y sus variantes. En Coloquio de Investigación Multidisciplinaria 2021, pág. 539–546. *Journal CIM* Vol. 9. Núm. 1. ISSN: 2007–8102.

- **IV Encuentro Nacional de Estudiantes de Posgrados en Matemáticas**. «*Optimización de rutas en el transporte turístico bajo demanda*». 19–23

Jun 2023. Cuernavaca, México (Ponente).

- **XXXVIII Coloquio Víctor Neumann–Lara de Teoría de las Gráficas, Combinatoria y sus Aplicaciones**. «*El Problema Dial–a–Tour*». 23–28 Abr 2023. Monterrey, México (Ponente).
- **55 Congreso Nacional de la Sociedad Matemática Mexicana**. «*Modelo de optimización de recorridos turísticos*». 23–28 Oct 2022, Guadalajara, México (Ponente).
- **X Congreso de la Sociedad Mexicana de Investigación de Operaciones**. «*The Dial–a–Tour Problem*». 19–21 Oct 2022, Mérida, México (Coautor).
- **I Taller en Ingeniería de la Decisión y sus Aplicaciones a la Ingeniería de Sistemas**. «*Problema de Planificación Turística*». 15–19 Ago 2022, San Nicólas de los Garza, México (Póster).

Estructura de la tesis: Esta tesis se estructura en seis capítulos. En el Capítulo 1 contextualizamos el problema y su relevancia, y presentamos la hipótesis y los objetivos que guían la investigación. En el Capítulo 2 se sientan las bases conceptuales a través de una revisión crítica de la literatura que identifica la brecha de investigación que motiva este trabajo. En el Capítulo 3 se define formalmente el problema en estudio y se proponen dos formulaciones matemáticas exactas (una MILP y otra CP) para representarlo. En el Capítulo 4 se detallan los algoritmos heurísticos desarrollados, uno de tipo constructivo y otro denominado heurística de descenso con perturbaciones (DHS). En el Capítulo 5 se describe el diseño experimental, se validan los modelos y las heurísticas mediante un banco de instancias con datos reales, y se discuten los resultados obtenidos. Finalmente, en el Capítulo 6 se resumen los principales hallazgos, se presentan las conclusiones del trabajo y se esbozan las líneas de investigación futura.

Firma del asesor: 

Dra. María Angélica Salazar Aguilar

Capítulo 1

Introducción

Cuando se viaja a un lugar nuevo por recreación, se desea conocer los diferentes atractivos turísticos del lugar. En algunos casos, puede resultar un poco difícil llegar a estos lugares sin usar algún medio de transporte, especialmente si están ubicados en zonas alejadas o de difícil acceso.

En estos casos, el uso del transporte tradicional, como autobuses o taxis, puede ser una opción directa y segura para llegar a los atractivos turísticos. Sin embargo, cuando esta no es la mejor alternativa, puede ser necesario considerar opciones como alquilar un coche o utilizar servicios de *transporte bajo demanda*.

El transporte bajo demanda se refiere al transporte de pasajeros (normalmente) por contrato en el que el pasajero o el arrendatario determina los lugares para el comienzo y el final del viaje, así como la hora del viaje. Este tipo de transporte incluye un servicio que brinda al pasajero muchas opciones como taxis, proveedores de servicios de reserva basados en aplicaciones, limusinas, autobuses o vehículos chárter, autobuses de fiesta y autobuses alquilados (por ejemplo, excursiones educativas). Por lo tanto, el transporte bajo demanda se puede reservar con mucha anticipación o para una salida inmediata.

Una de las aplicaciones que más llaman la atención en este tipo de servicios es la del sector turístico ya que algunos países como Australia (`https://www.transport.`

wa.gov.au/On-demandTransport/about-on-demand-transport.asp) han implementado cambios en el licenciamiento de turismo, así como como las industrias de transporte regular y bajo demanda de pasajeros. En este sentido, el transporte turístico de pasajeros puede definirse como el servicio remunerado de traslado de personas cuyo motivo de viaje es turístico, conforme a un itinerario de acceso público y con destinos previamente establecidos.

En México se cuenta con un sello expedido por el Consejo Mundial de Viajes y Turismo (WTTC, por sus siglas en inglés), el cual permite reconocer la buena aplicación de protocolos de higiene, limpieza y desinfección de todas las empresas y establecimientos que comprenden la infraestructura turística de los destinos a nivel mundial (como agencias u operadoras de viajes) y está avalado por la Organización Mundial del Turismo, lo que permite que los turistas puedan experimentar viajes seguros en el país.

En la mayoría de los casos, a un turista se le proporciona un itinerario, el cual incluye la hora de inicio y el tiempo que le tomará hacer su recorrido, dependiendo de los lugares y tipos de atracciones visitadas (información como la que presenta una agencia de viajes típica). Una diferencia importante entre servicios de turismo y servicios bajo demanda, es que, en estos últimos, el pasajero determina las horas de salida y llegada y los lugares a dónde desea salir y llegar durante su recorrido.

Los servicios de transporte bajo demanda pueden ser más eficientes y convenientes para los pasajeros, ya que les permiten solicitar viajes a través de una aplicación móvil o una plataforma en línea y ajustar las rutas y horarios según sea necesario. Esto puede reducir el tiempo de espera y aumentar la frecuencia de los viajes en momentos de baja demanda, lo que mejora la eficiencia del servicio y la satisfacción de los pasajeros.

En determinados escenarios operativos, un conjunto de clientes puede requerir servicio de transportación en una misma ubicación geográfica. Debido a las restricciones de capacidad inherentes a los vehículos, resulta físicamente imposible satisfa-

cer dicha demanda con una única unidad de transporte. Esta limitación estructural obliga a la implementación de esquemas de atención multimodales que involucren múltiples vehículos para cumplir con la solicitud en dicho punto de servicio.

Una característica distintiva de este enfoque es la permisibilidad de visitas múltiples a los nodos (sitios de interés), donde los vehículos pueden acceder repetidamente a una misma localización para completar la prestación del servicio. En configuraciones operativas más complejas, algunos usuarios pueden ser atendidos mediante esquemas de transporte secuencial que involucran dos o más vehículos, coordinados a través de puntos de transferencia estratégicamente ubicados que facilitan la transición entre unidades.

En la modelización de esta clase de problemas de optimización vehicular, resulta fundamental considerar un conjunto de supuestos estructurales que definen el marco operativo. Primordialmente, se asume que la demanda de cada cliente no supera la capacidad máxima de los vehículos. Adicionalmente, se presume el conocimiento completo de la red de rutas correspondientes a todos los tours operativos, desde los puntos de origen hasta los destinos finales.

Desde la perspectiva de la eficiencia operativa, se permite la transportación simultánea de múltiples clientes, siempre que la capacidad vehicular no sea excedida y se respeten las restricciones operativas establecidas. Los vehículos pueden compartir segmentos de ruta compatibles, generando sinergias en la operación logística. Cabe destacar que la naturaleza combinatoria del problema admite la formación de subciclos en las rutas, reflejando la necesidad operativa de retornar a puntos específicos para cumplir con patrones de demanda complejos.

Un aspecto crítico del modelo radica en el principio de asignación vehicular, ya que aunque cada cliente debe ser asignado inicialmente a un vehículo específico, se contempla la posibilidad de transferencias intervehiculares durante el desarrollo de la ruta. Esta flexibilidad operativa permite optimizar la utilización de recursos y mejorar los indicadores de servicio, aunque introduce complejidad computacional

adicional en el proceso de optimización.

Teniendo en cuenta lo antes mencionado, en esta investigación se define formalmente un interesante problema de optimización el cual puede verse como un problema de transporte bajo demanda, el Problema Dial–a–Tour (DATP), este consiste en diseñar rutas y horarios de vehículos para brindar servicio de transportación a un conjunto de grupos de turistas que han reservado un tour, el cual incluye varios destinos a visitar.

Al inicio de su recorrido, cada grupo de turistas deberá ser recolectado en una ubicación predeterminada, luego ser transportados y guiados a las diferentes ubicaciones incluidas en el tour reservado y finalmente devueltos en la ubicación inicial. Así, el objetivo es minimizar la cantidad de vehículos a utilizar, asegurando brindar un nivel de calidad del servicio establecido a los clientes.

En este problema, el nivel de calidad de servicio impone una cota superior al tiempo total de viaje de cada grupo, limitando así el exceso de tiempo respecto a la ruta directa entre su origen y destino final.

Si bien comparte similitudes con el Problema Dial–a–Ride (DARP) descrito en la literatura, la principal distinción radica en el hecho de que cada solicitud en el DATP abarca múltiples pares de origen–destino con precedencia, a diferencia de un solo par de origen–destino por solicitud.

Pocos estudios abordan directamente el problema de estudio en esta tesis. Si bien algunos tratan temas cercanos, no cubren plenamente lo que aquí se propone. En consecuencia, persiste un vacío relevante en la literatura.

1.1 Planteamiento del problema

El problema que se aborda en este trabajo se describe como un conjunto de *grupos de clientes* de tamaño finito que han requerido un servicio de transportación,

ya que han reservado un *tour* que incluye un conjunto de sitios para visitar, el cual se conoce de antemano. Cada grupo de clientes debe ser recolectado en un lugar seleccionado (generalmente, un hotel) llamado *origen* para luego ser transportado y guiado a los diferentes lugares incluidos en el tour reservado llamado *destino*(s), es decir, se sabe de antemano el orden establecido en el que se debe realizar el recorrido. Al final de su viaje, cada cliente debe ser dejado en la ubicación inicial (ver Figura 1.1).

El tiempo de permanencia en cada destino varía según la actividad (es decir, esnórquel, turismo, visita a las ruinas, nado en cenotes, vehículos todo terreno, tirolesas, etc.) y se tiene en cuenta que existe un tiempo de traslado en el cual el turista viaja de un punto a otro en un vehículo, y puede que en algunos casos tenga que compartir el vehículo con otros clientes.

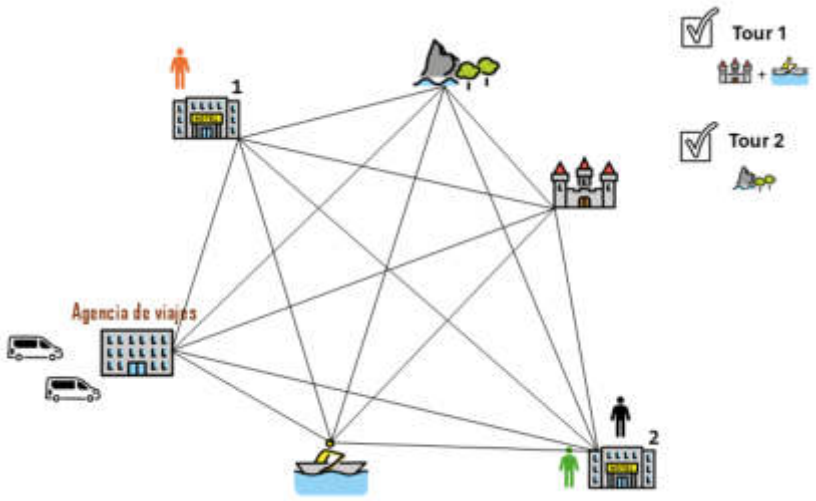
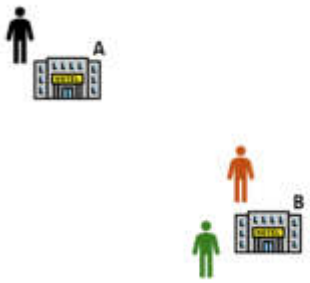


Figura 1.1: Elementos del DATP – la principal característica es que un grupo de clientes hace un recorrido por diferentes sitios turísticos e inicia y finaliza en el mismo punto.

En la Figura 1.2, se muestra la información que se debe conocer acerca de cada grupo de clientes, como lo es su tamaño (ya que puede ser desde una persona o más), el tour que ha contratado y el hotel en dónde se encuentra hospedado.



Grupo de clientes	Tamaño	Tour	Hotel
	3	2	B
	1	2	A
	5	1	B

Figura 1.2: Características de los grupos de clientes en el DATP.

Teniendo en cuenta la naturaleza del problema, es razonable suponer que un grupo de turistas ubicado en un sitio en particular debe ser recolectado en ese lugar y llevado a otro sitio, especialmente cuando se visitan múltiples destinos. En consecuencia, es necesario definir una *operación* de recolección y otra de entrega en cada sitio a visitar, ya que cada grupo de turistas necesita ser entregado en un punto y luego recolectado en el mismo sitio para ser transportado a otra ubicación.

Una buena calidad de servicio ofrecido en el DATP implica una efectiva planificación de rutas que minimice los tiempos de espera de los clientes. En general, se espera que el nivel de servicio esté en un rango alto para asegurar una mejor satisfacción del cliente, impactando en mayores costos operativos, ya que hay menos flexibilidad para permitir tiempo adicional para realizar los recorridos. Un valor de 100 % indica un nivel de servicio que se ajusta al tiempo mínimo de viaje que se le ofrece al cliente, si este valor disminuye, por ejemplo, un valor de 80 %, esto indica que es posible atender a algunos clientes en un período de tiempo más largo que el mínimo establecido, lo que puede resultar en tiempos de espera más largos, asegurando así que todos los clientes pueden ser atendidos de manera efectiva. Por lo que si se propusiera un valor de 0 %, se entendería que el nivel de calidad de servicio no existe y no debe ser considerado como una restricción al problema.

Se tiene un conjunto de flota homogénea de vehículos, con capacidad conocida, y se sabe que los vehículos pueden compartir rutas similares y pueden formar subciclos por la naturaleza del problema. Dependiendo de la demanda, cada grupo de

clientes debe ser asignado a un vehículo, aunque ello implique que durante su viaje pueda cambiar a otro(s) vehículo(s).

Tradicionalmente, los modelos de ruteo asumen que cada vehículo debe iniciar y finalizar su ruta en un depósito central predeterminado (en nuestro caso la ubicación de la agencia de viajes), sin embargo, en este trabajo se propone un enfoque en donde los vehículos pueden comenzar su recorrido directamente en algún punto de recolección y finalizar en algún otro punto de entrega de cualquier grupo de clientes que se tenga. Para efectos de la formulación matemática, se añaden dos depósitos ficticios: uno inicial y otro final, que no representan ubicaciones reales. Su función es permitir que el modelo conserve la estructura clásica de rutas con origen y destino, pero sin restringir el inicio o el fin a un depósito físico concreto.

Por lo tanto, se debe respetar un horizonte de planificación establecido para realizar su recorrido (por ejemplo 8 horas de jornada laboral), y se asume un tiempo 0 al principio cuando se inicia el servicio a los clientes.

Así, el objetivo del problema es minimizar la cantidad de vehículos, asegurando brindar un nivel de calidad del servicio establecido a los clientes. En este problema se permiten transferencias y viajes compartidos teniendo en cuenta la capacidad del vehículo y el tamaño del grupo y no se permiten grupos divididos.

Algunos puntos importantes a considerar son:

- Todos los vehículos tienen la misma capacidad y dependiendo de la demanda se pueden asignar varios grupos de clientes a un solo vehículo.
- Se deben considerar tiempos de traslado de cada vehículo al establecer que si se va a visitar el sitio j, entonces existe un tiempo de recorrido desde el sitio antecesor i.
- Se considera que los grupos de clientes tiene un lapso de tiempo para llevar a cabo su recorrido, y este puede variar según las limitaciones que tenga en ese momento la agencia de viajes (calidad de servicio).

- Si se le ha asignado alguna tarea de recolección o entrega al vehículo en algún sitio, entonces este tendrá un lapso de tiempo para desarrollarla, inclusive cabe la posibilidad de que su lapso de tiempo sea tan grande como esperar un grupo de clientes para llevarlo en el vehículo.

- Dependiendo de la cantidad de grupos de clientes, su disponibilidad y rapidez con la que ejecute una ruta, se permite que, durante su recorrido, los vehículos visiten uno o varios sitios más de una vez.

- Un grupo de clientes puede seguir su trayectoria en el vehículo asignado, o podrá ser entregado en algún sitio turístico del tour seleccionado, y si no es su destino final, tendrá que ser recolectado de nuevo, con la posibilidad de trasbordar en otro vehículo.

- Se debe garantizar que se brinde el servicio a todos los grupos de clientes.

1.2 Hipótesis

- El problema Dial–a–Tour puede ser formulado como un modelo de programación lineal entera mixta (MILP) que capture sus restricciones operacionales fundamentales, demostrando mediante análisis computacional que esta representación conserva la completitud del problema original, permitiendo obtener soluciones factibles para instancias realistas.

- Una formulación basada en programación de restricciones (CP) para el Dial–a–Tour puede explotar la estructura discreta del problema (secuenciación de visitas y asignación de vehículos) mediante propagación de dominios, este enfoque superará a MILP en instancias con dominios variables estrechos, logrando soluciones factibles más rápido en algunos entornos.

- Una heurística novedosa basada en operadores de eliminación y construcción de rutas, encuentra soluciones factibles en menor tiempo que los métodos exactos

(MILP y CP) en instancias de tamaño realista, sin degradar significativamente la calidad de la solución.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

El objetivo principal de esta investigación es diseñar y desarrollar un sistema de apoyo a la decisión basado en modelos matemáticos y algoritmos de optimización innovadores, para mejorar la gestión del transporte en la industria turística. El enfoque garantizará eficiencia computacional, calidad de las soluciones y adaptabilidad a entornos operativos reales, contribuyendo tanto al avance teórico en optimización como a la práctica en logística turística.

1.3.2 Objetivos específicos

- Analizar el problema de gestión de transporte en agencias turísticas, identificando sus limitaciones operativas y los requerimientos clave para equilibrar la calidad de servicio y su rentabilidad.
- Formular modelos de optimización (lineal entera mixta y/o programación con restricciones) que representen de manera precisa la problemática bajo estudio.
- Diseñar e implementar algoritmos de optimización avanzados para resolver el problema de manera eficiente, garantizando escalabilidad y aplicabilidad en entornos reales.
- Generar un banco de instancias de prueba basado en datos reales y escenarios simulados.

- Evaluar el desempeño computacional y la calidad de las soluciones de los modelos y algoritmos propuesto mediante experimentación numérica en el banco de instancias.

1.4 Estructura de la tesis

La estructura de la tesis es la siguiente:

En el capítulo 2, se introducen los conceptos fundamentales para comprender el problema de ruteo de vehículos, incluyendo el VRP clásico, los problemas de recolección y entrega (PDP) y el DARP. Se presenta una revisión crítica de la literatura que identifica las principales variantes, métodos de solución y la brecha de investigación que motiva este trabajo.

En el capítulo 3, se define formalmente el problema en estudio. Se proponen dos formulaciones matemáticas: una de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) y otra de Programación con Restricciones (CP), que representan la problemática planteada.

En el capítulo 4, se introducen dos algoritmos heurísticos: el primero, de tipo constructivo, genera una solución factible de forma rápida; el segundo, denominado heurística de descenso con perturbaciones (DHS), sigue un enfoque de destrucción–reparación para mejorar iterativamente las soluciones.

En el capítulo 5, se describe el diseño experimental para validar los modelos y algoritmos propuestos mediante un banco de instancias que combina datos reales. Se presentan los resultados obtenidos y se discuten sus implicaciones prácticas.

Finalmente, en el capítulo 6, se resumen los principales hallazgos, se presentan las conclusiones de la investigación y se proponen líneas de trabajo futuro.

Capítulo 2

Fundamentos teóricos y estado del arte

Este capítulo establece los fundamentos teóricos y metodológicos esenciales para el estudio del DATP, estructurados en dos componentes clave: una revisión crítica de la literatura especializada que identifica brechas cognitivas y un marco conceptual que define los constructos centrales necesarios para contextualizar la originalidad de esta investigación y su contribución al avance de problemas de transporte bajo demanda.

2.1 Problema de ruteo de vehículos

El problema que pretendemos resolver comparte características con los problemas tradicionales de ruteo de vehículos (VRP) aplicados al transporte de personas, donde se requieren múltiples recolecciones y entregas en los nodos.

Definición general del VRP. Irnich et al. [2014] presenta una descripción conceptual de la familia de problemas para generar rutas, la cual, dado un conjunto de solicitudes de transporte y una flota de vehículos, se desea determinar un conjunto de rutas vehiculares para realizar todas (o algunas) solicitudes de transporte con una

determinada flota de vehículos a un costo mínimo; en particular, decidir qué vehículo maneja qué solicitudes en qué secuencia para que todas las rutas de vehículos puedan ejecutarse de manera factible.

En este tipo de problemas, comúnmente conocidos como VRP, término introducido por Dantzig and Ramser [1959] (entonces llamado problema de despacho de camiones), las solicitudes de transporte a atender suelen concentrarse en puntos específicos de una red vial. Existen diversas variantes del VRP, y estas se utilizan a menudo como puntos de referencia para el desarrollo de nuevos modelos y técnicas algorítmicas que luego se aplican con éxito para la solución efectiva de otros problemas difíciles de optimización combinatoria [Irnich et al., 2014].

El VRP clásico. En Zhang et al. [2021] se describe que, en un VRP clásico, existe un depósito central para distribuir mercancías a m clientes. La demanda del i–ésimo cliente se denota por g_i (donde $i = 1, 2, 3, \ldots, m$). El depósito central emplea n vehículos con capacidad de carga conocida para transportar los bienes a cada cliente, regresando al depósito al final de su recorrido. El objetivo es organizar las rutas de los vehículos de manera óptima para satisfacer la demanda de todos los clientes y minimizar la distancia total recorrida. Las restricciones fundamentales incluyen:

- Cada cliente debe ser atendido por exactamente un vehículo.
- La carga total transportada por cada vehículo no debe exceder su capacidad máxima.
- Cada ruta debe iniciar y terminar en el depósito, garantizando que no existan subtours (ciclos aislados de clientes no conectados al depósito).

A partir de esta formulación básica, han surgido múltiples variantes que incorporan restricciones operativas adicionales, como la longitud máxima de ruta o un orden de visita específico entre nodos. De esta manera, el VRP ha dado lugar a numerosas extensiones tanto en el ámbito teórico como aplicado, incluyendo: Problema de Ruteo de Vehículos con Capacidad (CVRP), Problema de Ruteo de Vehículos

con Ventanas de Tiempo (VRPTW), Problema de Ruteo de Vehículos con Entregas Divididas (SDVRP), Problema de Ruteo de Vehículos con Recolección y Entrega Simultáneas (VRPSDP), entre otras.

Enfoques de modelación del VRP. Toth and Vigo [2002] exponen tres enfoques básicos diferentes para modelar el VRP en la literatura. Los modelos del primer tipo, conocidos como formulaciones de flujo de vehículos (*vehicle flow formulations*), utilizan variables enteras asociadas a cada arco o arista del grafo, que cuentan el número de veces que un vehículo recorre dicho arco o arista. Estos son los modelos más utilizados para las versiones básicas del VRP. Son especialmente adecuados cuando el costo de la solución puede expresarse como la suma de los costos asociados a los arcos, y cuando las restricciones más relevantes se refieren a las transiciones directas entre los clientes dentro de la ruta, de modo que pueden modelarse eficazmente mediante una definición adecuada del conjunto de arcos y sus costos.

La segunda familia de modelos se basa en las llamadas formulaciones de flujo de mercancías (*commodity flow formulations*). En este tipo de modelos se utilizan variables enteras adicionales asociadas a los arcos o aristas, las cuales representan el flujo de mercancías a lo largo de las rutas recorridas por los vehículos.

Los modelos del último tipo poseen un número exponencial de variables binarias, cada una asociada a un circuito factible diferente. En este enfoque, el VRP se formula como un problema de partición de conjuntos (*set–partitioning problem*), que busca determinar una colección de circuitos de costo mínimo que atienda a cada cliente exactamente una vez y, posiblemente, cumpla con restricciones adicionales.

La principal ventaja de este tipo de modelos es que admiten costos de ruta extremadamente generales, por ejemplo, dependientes de toda la secuencia de arcos o del tipo de vehículo utilizado. Además, las restricciones secundarias no necesitan considerar limitaciones sobre la factibilidad de una ruta individual, por lo que a menudo pueden expresarse mediante un conjunto compacto de desigualdades. Esto da lugar a una formulación cuya relajación lineal suele ser mucho más ajustada que

la de los modelos anteriores.

El VRP con Capacidad (CVRP). La versión básica del VRP es conocido como VRP con Capacidad (CVRP). En el CVRP, todos los clientes corresponden a entregas, las demandas son deterministas, conocidas de antemano y no pueden dividirse. Los vehículos son idénticos y parten de un único depósito central, y solo se imponen restricciones de capacidad para los vehículos. El objetivo es minimizar el costo total, es decir, una función ponderada del número de rutas y su distancia o tiempo de viaje para atender a todos los clientes.

Así, el CVRP puede entenderse como un problema de optimización de rutas de vehículos con restricción de capacidad, frecuentemente modelado en el contexto de la teoría de grafos. En esta representación, se considera un conjunto de puntos que incluye un depósito y varios clientes. Cada cliente tiene una demanda conocida, y el depósito dispone de una flota de vehículos idénticos con capacidad limitada.

Dependiendo de la naturaleza del problema, los costos de viaje entre puntos pueden ser simétricos (cuando es igual viajar en ambas direcciones) o asimétricos. En muchas aplicaciones prácticas, dichos costos cumplen la propiedad de la desigualdad triangular, lo que significa que ir directamente de un punto a otro nunca es más costoso que pasar por un punto intermedio. También es común que las ubicaciones se representen mediante coordenadas geográficas y que los costos se definan como distancias euclidianas.

Para que exista una solución factible, se asume que la demanda de cada cliente no supera la capacidad de los vehículos.

Características generales del VRP. Si bien existen muchas variantes del VRP, es importante señalar las características más importantes que se consideran al resolver un problema de esta clase. Según Irnich et al. [2014], dichas características incluyen: la estructura de la red (de carreteras), el tipo de solicitudes de transporte, las limitaciones que afectan a cada ruta individualmente, la composición y ubicación

de la flota, las restricciones entre rutas y los objetivos de optimización.

Panorama actual y clasificación del VRP. En años recientes, la literatura ha evolucionado significativamente, dando lugar a una amplia gama de variantes que incorporan restricciones operativas, ambientales y sociales. En este contexto, Aghaabdollahian et al. [2026] presentan una revisión sistemática de la literatura que abarca el período 2010–2025, analizando 102 artículos relevantes y proponiendo una clasificación exhaustiva que identifica 32 tipos distintos de VRP, basados principalmente en sus diferentes restricciones (tales como la capacidad, las ventanas de tiempo, la flota heterogénea, las entregas divididas, los múltiples depósitos, las rutas verdes y los vehículos eléctricos).

Finalmente, el análisis identifica varias brechas de investigación relevantes: (i) la necesidad de integrar de forma equilibrada las tres dimensiones de la sostenibilidad (económica, ambiental y social), especialmente los indicadores sociales; (ii) el manejo de la incertidumbre mediante enfoques robustos o difusos que superen las limitaciones de los métodos estocásticos; (iii) la urgencia de validar los modelos propuestos con datos y casos reales; y (iv) el gran potencial para la incorporación de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático, que han sido escasamente explotadas en este dominio.

2.2 Problema de recolección y entrega

Los problemas de recolección y entrega (PDP) constituyen una familia importante de problemas de ruteo en los que las mercancías o los pasajeros deben transportarse desde diferentes orígenes a diferentes destinos [Battarra et al., 2014b]. Estos problemas generalmente se definen en un grafo en el que los vértices representan orígenes o destinos de las distintas entidades (o mercancías) a transportar.

Clasificación según el tipo de demanda. De acuerdo con Battarra et al. [2014b],

los PDP se clasifican en tres categorías principales, en función del tipo de demanda y de la estructura de las rutas:

- En los problemas *many–to–many* (M–M), cada producto puede tener múltiples orígenes y destinos y cualquier ubicación puede ser el origen o destino de varios productos. Estos problemas surgen, por ejemplo, en el reposicionamiento del inventario entre tiendas minoristas o en la gestión de sistemas de bicicletas o coches compartidos.

- Los problemas *one–to–many–to–one* (1–M–1) se caracterizan por la presencia de algunos productos que se entregarán desde un depósito a muchos clientes y de otros productos que se recolectarán en los clientes y se transportarán de regreso al depósito. Estos tienen aplicaciones, por ejemplo, en la distribución de bebidas y la recogida de latas y botellas vacías. También surgen en los sistemas de logística de avance y retroceso donde, además de entregar nuevos productos, se debe planificar la recogida de productos usados, defectuosos u obsoletos.

- Finalmente, en los problemas *one–to–one* (1–1), cada mercancía tiene un solo origen y un solo destino entre los cuales debe transportarse. Las aplicaciones típicas de estos problemas son el transporte de carga menor que un camión y las operaciones de mensajería urbana.

Clasificación según el marco de decisión. Al igual que otros VRP, los PDP también pueden clasificarse según el marco de decisión que se esté considerando y la disponibilidad de información. En los problemas *estáticos*, se supone que todos los parámetros del problema son deterministas y conocidos a priori antes de que se construyan las rutas de los vehículos. Los problemas *dinámicos* se caracterizan por el hecho de que parte de la información necesaria para tomar decisiones se va revelando gradualmente en el tiempo y requiere que la solución sea actualizada. Los problemas dinámicos también pueden ser estocásticos cuando se conoce alguna información

sobre los parámetros inciertos en forma de distribuciones de probabilidad [Battarra et al., 2014b].

La calidad del servicio es muy diferente cuando se trata de transportar objetos o mercancía, que cuando se trata de personas. En el caso del transporte de personas, un componente esencial es la calidad del servicio que presta el sistema a sus usuarios. En la literatura, los objetivos han sido abordados de dos formas principales: de manera secuencial (priorizando primero la minimización de la flota, luego la distancia recorrida y finalmente la calidad del servicio) o mediante funciones multiobjetivo que combinan estos criterios [Desaulniers et al., 2002].

La calidad del servicio se ha medido habitualmente en función de las molestias para el usuario, que modelan las discrepancias entre los horarios solicitados por los clientes y las recolecciones y entregas reales. La calidad aumenta con las reducciones en la amplitud de la ventana de tiempo, si es que existen. Sin embargo, es difícil esperar una calidad total del servicio (cero molestias para el usuario), dado que la demanda máxima suele dar lugar a requisitos de capacidad poco realistas.

Las sociedades modernas exigen sistemas de transporte que ofrezcan alta eficiencia y comodidad, pero también mínimos niveles de ruido, contaminación, costos y retrasos [Doerner and Salazar-González, 2014]. Estos requisitos se aplican tanto al transporte de mercancías como de personas. La amplia variedad de aplicaciones diferentes en este contexto crea una serie de diferentes problemas de optimización.

Muchas situaciones prácticas han motivado el estudio de diversos problemas de recolección y entrega relacionados con el transporte de personas. La variedad de aplicaciones es tan amplia ya que ha sido de gran interés para varios investigadores en el campo de la Investigación de Operaciones. Entre los problemas más estudiados se encuentra el de las rutas de autobuses escolares (*the school bus routing problem* (SBRP)). Park and Kim [2010] resumieron los supuestos, restricciones y métodos de solución reportados en la literatura sobre SBRP.

Otro problema está relacionado con el uso compartido de vehículos (*car poo-*

ling), donde los empleados se organizan para compartir algunos vehículos. Dos formulaciones matemáticas, un método exacto y un método heurístico para este problema se detallan en el trabajo de Baldacci et al. [2004].

El PDP surge naturalmente en diversos contextos logísticos. En la mayoría de las aplicaciones prácticas, los horarios de servicio están restringidos por ventanas de tiempo, lo que da lugar al PDP con Ventanas de Tiempo (PDPTW). Cuando el objeto del transporte son personas, suelen añadirse restricciones adicionales orientadas a reducir la incomodidad de los usuarios, como límites al tiempo de viaje dentro del vehículo.

Esta variante, conocida como Problema *Dial–a–Ride* (DARP), fue concebida originalmente para el transporte asistido de personas con movilidad reducida (adultos mayores y personas con discapacidad), pero ha evolucionado hasta convertirse en un paradigma de referencia para los sistemas de transporte a demanda. Grimm [2024] proporciona los fundamentos teóricos para la resolución de estos problemas, ilustra mediante ejemplos el desarrollo de algoritmos heurísticos complejos y ofrece perspectivas valiosas sobre tendencias emergentes. Complementariamente, Røpke et al. [2007] formaliza las restricciones operativas del DARP y establece las bases para su modelización matemática.

2.3 Problema *Dial–a–Ride*

El problema *Dial–a–Ride* (DARP) es un nombre que se utiliza para definir un sistema de transporte que proporciona un servicio en donde los vehículos atienden servicio a múltiples personas en una modalidad puerta a puerta [Doerner and Salazar-González, 2014]. Lo ideal es que un vehículo mueva una gran cantidad de pasajeros con un servicio personalizado. Aunque en algunas aplicaciones un cliente puede ser transportado por dos vehículos, uno tras otro unidos por un punto de transferencia, en la mayoría de los casos solo se asigna un vehículo para atender la

solicitud de cada cliente.

Definición y restricciones básicas. En este tipo de problemas, un conjunto de clientes realiza una solicitud de servicio, y cada uno requiere ser recolectado en una ubicación determinada (origen), y ser entregado en una ubicación diferente (destino), por lo general con algunas limitaciones de tiempo. Las limitaciones de tiempo típicas son las llamadas limitaciones de ventana de tiempo. Los valores extremos que definen estos intervalos pueden crear instancias inviables, especialmente en los casos especiales de restricciones de tiempo de entrega y tiempo de recolección, para los cuales un cliente especifica un tiempo máximo de entrega deseado y un tiempo mínimo de recolección deseado.

El problema de optimización consiste en asignar un vehículo (o secuencia de vehículos) a la solicitud de cada cliente y diseñar las rutas para que los vehículos realicen todos los servicios dentro de los límites de tiempo, con un costo mínimo. Este costo es una combinación de la distancia total de viaje y los incovenientes de los clientes.

Se deben determinar varias rutas y cada ruta debe satisfacer las siguientes restricciones: la solicitud de cada cliente debe ser atendida una vez, cada vehículo regresa al depósito del que partió, los servicios de recolección y entrega de la solicitud de un cliente son atendidos por el mismo vehículo, la solicitud de cada cliente debe ser recolección antes de ser entregada, el número de clientes en un vehículo no puede exceder un valor dado, cada cliente debe ser recolectado y entregado dentro de determinados intervalos de tiempo, el vehículo que atiende a un cliente no puede estar esperando en una parada intermedia más de un valor determinado y, finalmente, se impone un tiempo de traslado máximo, de modo que el tiempo que un cliente pasa en un vehículo no puede exceder un valor dado. el tiempo que un cliente pasa en un vehículo no puede exceder un valor dado.

El DARP es un problema de ruteo para varios vehículos y se puede clasificar como un problema de ruteo de vehículos con recolección y entrega con ventanas de

tiempo. Sin embargo, el DARP se centra específicamente en las limitaciones operativas asociadas con el transporte de personas, por lo que un servicio de alta calidad es obligatorio. Esto da pauta a introducir un concepto importante en este tipo de problemas de transporte de personas: la *calidad de servicio*. Esta representa el efecto global producido por el desempeño de un servicio, el cual determina el grado de satisfacción del usuario.

Perez [2017] describe que las funciones de calidad de servicio y sus criterios asociados deben analizarse desde cuatro perspectivas fundamentales:

- Calidad de servicio según las necesidades expresadas por el usuario.
- Calidad de servicio ofrecida por el proveedor (QoS - ***Quality of Service***).
- Calidad de servicio realmente entregada.
- Calidad de servicio percibida por el usuario (QoE - *Quality of Experience*).

Así, desde la perspectiva del cliente, la calidad de servicio se expresa mediante parámetros que enfatizan los efectos experimentados por el usuario más que su origen técnico dentro de la red. Cabe destacar que estas necesidades pueden expresarse en lenguaje no técnico, centrándose en la experiencia subjetiva más que en los aspectos tecnológicos subyacentes, y que la calidad de servicio proporcionada por el operador puede no corresponder exactamente con el nivel requerido por el cliente.

Variantes estáticas y dinámicas. Cordeau and Laporte [2003] detallan que, dependiendo de cuándo llega la solicitud del cliente al sistema, el DARP puede ser *estático* o *dinámico*. El caso estático (también llamado de solicitud anticipada) ocurre cuando todas las solicitudes se conocen con precisión antes de planificar las rutas; en este caso no se considera información probabilística sobre la distribución espacial o temporal de solicitudes futuras. El caso dinámico, en cambio, se presenta cuando el conjunto de solicitudes no se conoce por completo al inicio de la planificación, lo que da lugar a dos subcasos. En el primero, las solicitudes se incorporan al problema

en el momento en que ocurren, lo que exige un procedimiento de reoptimización; este subcaso se modela típicamente mediante *programación en línea*. En el segundo, se dispone de información probabilística sobre las solicitudes futuras, lo que corresponde al ámbito de la *programación estocástica*. Dentro del subcaso en línea aparece la *solicitud inmediata*, que ocurre cuando los clientes desean ser recolectados lo antes posible.

Cordeau [2006] propone un modelo de optimización basado en una formulación de programación lineal mixta binaria con estructura de arcos. En dicho modelo, se distinguen tres tipos de nodos: los nodos de recolección, los nodos de entrega y los depósitos. También se define un conjunto de vehículos disponibles. Para cada conexión directa posible entre dos nodos (arco), se asocian dos parámetros: un costo de recorrido y un tiempo de viaje directo. Adicionalmente, cada nodo tiene asociada una duración del servicio y un valor neto correspondiente al número de pasajeros que suben o bajan en ese punto.

El modelo emplea un conjunto de variables binarias que indican si un vehículo específico utiliza o no una determinada conexión entre dos nodos. A partir de esta decisión, se imponen varias condiciones. Cada ruta debe comenzar en un depósito de origen y terminar en un depósito de destino. Para cada vehículo, se debe garantizar que llegue y salga de los nodos de recolección y de sus correspondientes nodos de entrega, respetando así la conservación del flujo y el emparejamiento obligatorio.

Se incorporan también variables que miden el tiempo de viaje experimentado por un usuario, el cual no puede exceder un límite máximo predefinido. Otra variable registra el momento exacto en que comienza el servicio en cada nodo, mientras que una variable adicional representa la carga del vehículo al salir de un nodo. De esta forma, se deben satisfacer tanto la ventana de tiempo de cada nodo como la capacidad máxima de cada vehículo.

Finalmente, el tiempo total transcurrido entre la salida del depósito de origen y el regreso al depósito de destino no puede superar una duración máxima establecida

por vehículo. El objetivo del modelo es seleccionar el conjunto de arcos que minimice el costo total de recorrido, sujeto al cumplimiento de todas las restricciones mencionadas y a la cobertura completa de la demanda.

Una variante del DARP, denominada DARP con transbordos (DARP–T) fue propuesta por Masson et al. [2014a]. En su investigación, el DARP–T consiste en definir un conjunto de rutas que satisfacen las solicitudes de transporte de los clientes entre un punto de recogida y un conjunto de puntos de entrega, en presencia de tiempo de viaje, como en el típico DARP. Sin embargo, en este caso los usuarios pueden cambiar de vehículo durante el viaje. Este cambio de vehículo, llamado transbordo, estará señalizado en determinados puntos de interés.

La literatura sobre el DARP es muy amplia e incluye estudios que emplean métodos heurísticos, metaheurísticos y exactos para encontrar soluciones de buena calidad (para los fundamentos técnicos, véase el Apéndice A). Antes de entrar en ese estado del arte, conviene precisar qué tipo de problema es el DARP y cómo se ubica dentro de la familia de problemas de transporte bajo demanda. Esa delimitación conceptual es el objeto de la siguiente sección.

2.4 Enfoques y modelos del problema de transporte de pasajeros bajo demanda

El problema que abordamos en este trabajo pertenece a la familia de los problemas de Transporte bajo Demanda (TOD), que en la literatura académica se refiere al transporte de pasajeros o mercancías entre orígenes y destinos específicos a solicitud de los usuarios [Cordeau et al., 2007]. Dentro de esta familia, muchas variantes son generalizaciones del Problema de Ruteo de Vehículos con Recolección y Entrega (VRPPD), y una de las más estudiadas es precisamente el DARP, que retomamos de la sección anterior. Una revisión extensa de este tipo de problemas, denominados sistemas de autobuses públicos bajo demanda (DR–PBS), la ofrece Vansteenwegen

et al. [2022].

La formalización matemática de estos sistemas se articula en torno al Problema de Recolección y Entrega (PDP) [Battarra et al., 2014a], que actúa como núcleo técnico para modelar los flujos de carga y descarga dentro de rutas optimizadas. Mientras el VRPPD se enfoca en la coordinación macro de la flota, el PDP permite detallar la logística específica de cada punto de servicio. Esta distinción es relevante porque el DARP, que es el problema que nos ocupa, hereda del PDP su estructura de nodos y del VRPPD su dimensión de flota. Una extensión interesante del PDP es la de Wolfinger and Salazar-González [2021], quienes permiten visitar varias veces la ubicación de cada cliente y transferir carga entre vehículos, con una formulación entera mixta basada en arcos. En la misma línea, Wolfinger [2021] incorporan ventanas de tiempo y proponen una metaheurística de búsqueda de vecindarios, destacando los beneficios de combinar cargas divididas y transbordos.

El DARP, propuesto originalmente por Stein [1978], se utiliza para definir sistemas de transporte de personas en los que un vehículo transporta a varios pasajeros con necesidades específicas, cada uno recogido en un origen y entregado en un destino distinto. La primera revisión de este tipo de problemas la realiza Oxley [1980], quien demuestra la viabilidad de un servicio de transporte público bajo demanda en Mansfield, Ohio, en 1970, y anticipa el surgimiento de esquemas similares en otros contextos.

La literatura ha producido varias clasificaciones del DARP. Cordeau and Laporte [2007] ofrecen una revisión sistemática de modelos y algoritmos hasta 2007, clasificando las variantes según sean estáticas o dinámicas y según usen uno o múltiples vehículos. Molenbruch et al. [2017] amplían esta tipología con tres ejes: diseño de servicio avanzado (heterogeneidad, propiedades de enrutamiento, especificaciones de calidad), objetivos alternativos (único o múltiple) y naturaleza estocástica o dinámica (tiempos de viaje, solicitudes, comportamiento del usuario).

Por su parte, Ho et al. [2018] proponen una clasificación cuádruple (estático-

determinista, estático-estocástico, dinámico-determinista y dinámico-estocástico) y detallan para cada variante si considera ventanas de tiempo, capacidad, tiempo de viaje, duración de ruta, visitas selectivas, heterogeneidad de flota, número de vehículos, número de objetivos, número de depósitos y número de viajes por día. Esta clasificación es particularmente útil porque permite ubicar con precisión cualquier nueva variante dentro del panorama existente.

Dado que el DARP es NP-Hard y difícil de aproximar [Masson et al., 2014b], la literatura ha desarrollado tanto métodos heurísticos como exactos. Entre los heurísticos destacan los trabajos de Jaw et al. [1986], Toth and Vigo [1997], Cordeau and Laporte [2003], Marković et al. [2015] y Malheiros et al. [2021]. Entre los exactos, la mayoría se basa en Ramificación y Acotamiento (B&B), como en Psaraftis [1980], Cordeau [2006], Liu et al. [2015], Røpke et al. [2007], Garaix et al. [2011], Parragh [2011], Gschwind and Irnich [2015] y Rist and Forbes [2021]. Un caso particular es el de Hernández-Pérez and Salazar-González [2009], quienes proponen una descomposición de Benders para el caso de un solo vehículo sin ventanas de tiempo, que puede resolverse como un problema de recolección y entrega de un producto con restricciones de precedencia.

Para la evaluación empírica de estos métodos, la literatura ha empleado tanto instancias generadas aleatoriamente como conjuntos de datos reales. Ho et al. [2018] recopilan los principales conjuntos de instancias disponibles públicamente para el DARP y sus variantes, especificando número de vehículos, solicitudes y enlaces de descarga (véase su Tabla 3). Esta compilación es un recurso valioso para la comparación objetiva de métodos, al ofrecer un punto de referencia común en la comunidad científica.

Además del DARP, existen otros problemas de transporte bajo demanda que comparten características con el nuestro. El Problema de Ruteo de Autobuses Escolares (SBRP) asigna rutas sobre un conjunto de paradas para recoger estudiantes, minimizando la distancia total sin violar la capacidad de los autobuses; a diferencia

del DARP, el SBRP original no considera ventanas de tiempo, aunque sí la hora de inicio de clases [Ellegood et al., 2020].

En el ámbito urbano y turístico, Melis and Sörensen [2021] proponen un problema de optimización para planificar y rutear autobuses bajo demanda, minimizando el tiempo total de viaje del usuario pero sin límite máximo de tiempo de viaje. Melis et al. [2024] estudian la integración de un servicio de autobuses bajo demanda (ODB) con un sistema de transporte público de ruta fija (FPT), considerando una red de metro, solicitudes en tiempo real, estaciones de autobús y una flota de minibuses de capacidad fija.

En el contexto turístico, Li et al. [2022] relacionan el tiempo de viaje, el paisaje vial, los lugares turísticos, las actividades al aire libre, las instalaciones y la calidad del servicio con variables como el paisaje de la carretera, el atributo del diseño vial y la popularidad de la ruta.

En los últimos años han aparecido variantes que amplían el DARP en direcciones novedosas. Molenbruch et al. [2023] consideran una flota de autobuses eléctricos con capacidad limitada que operan en un circuito con estación de recarga y paradas de recogida y entrega, permitiendo múltiples vueltas y recargas intermedias. Gkiotsalitis and Nikolopoulou [2023] amplían el DARP al introducir un punto de intercambio donde los vehículos pueden transferir pasajeros entre sí para acortar rutas, incorporando además el concepto de tiempos de viaje generalizados, en el que el tiempo percibido aumenta con la ocupación del vehículo.

Schulz and Pfeiffer [2024] abordan incompatibilidades entre clientes: dos clientes incompatibles no pueden compartir vehículo, aunque sí pueden compartirlo con todos los demás, lo que plantea un reto algorítmico por el manejo de acciones simultáneas.

En cuanto a formulaciones y algoritmos, Su et al. [2024] proponen el primer algoritmo de etiquetado para una formulación basada en rutas del DARP/E–ADARP que minimiza el tiempo total (excedente) de viaje, mediante una representación basa-

da en fragmentos con restricciones de recursos. Bongiovanni et al. [2024] desarrollan un algoritmo de programación (*scheduling*) para el DARP orientado a minimizar el tiempo de viaje del usuario, con complejidad cuadrática en el peor caso, que alcanza soluciones óptimas en la mayoría de los casos sobre instancias *benchmark* del DARP y del E–ADARP, complementado con una heurística de gestión de baterías para flotas autónomas eléctricas.

Finalmente, otras contribuciones extienden el DARP a dominios específicos. Jodeau et al. [2024] investigan un servicio con vehículos híbridos que operan en redes de carretera y ferroviarias, sincronizando operaciones al usar la vía férrea. Schenekemberg et al. [2024] presentan una variante con flotas privadas y transportistas comunes, donde las solicitudes pueden atenderse por la flota privada, el transportista común o integrarse al transporte público, con recogida en puntos específicos y traslado a paradas de autobús.

Portell and Ramalhinho [2024] amplían el DARP heterogéneo generalizado con flota de autobuses y taxis, múltiples depósitos, ventanas de tiempo, tiempos máximos de viaje y espera, y posibilidad de acompañante, midiendo el impacto de variar la calidad del servicio. Timothée et al. [2023] formulan un problema general de asignación de transporte bajo demanda para resolver simultáneamente el ruteo de transporte compartido, la asignación de personas con discapacidad a instituciones de salud y el dimensionamiento de plantilla en Francia.

Ferreira et al. [2025] presentan un marco para la variante del problema del transporte de prisioneros (PTP) de Christiaens et al. [2020], con servicio simultáneo de tiempo fusionado y restricciones de conflicto de compartimentos y vehículos.

Un aspecto transversal a todas estas variantes es la calidad del servicio ofrecida a los clientes. Según Paquette et al. [2009], esta puede definirse de acuerdo con las especificaciones de la empresa (enfoque técnico) o con las percepciones del cliente (enfoque basado en el cliente). En la literatura de Investigación de Operaciones, las métricas más utilizadas son el exceso del tiempo máximo de viaje [Jorgensen et al.,

2007], el exceso de tiempo de viaje sobre el tiempo directo [Melachrinoudis et al., 2007] y la relación entre el tiempo real de viaje y el tiempo de viaje directo [Calvo and Colorni, 2006]. Estas métricas suelen incorporarse a la función objetivo como un término de ponderación, lo que da lugar a formulaciones multiobjetivo.

En síntesis, la literatura ha abordado el DARP y sus variantes desde múltiples perspectivas: estáticas y dinámicas, con y sin ventanas de tiempo, con flotas homogéneas y heterogéneas, y con funciones objetivo que combinan costo y calidad de servicio. Las revisiones existentes ofrecen clasificaciones detalladas que reflejan la consolidación de esta línea de investigación. Sin embargo, se identifica una brecha persistente: no existe, hasta donde sabemos, una formulación mono–objetivo del DATP que permita optimizar una sola métrica operativa como es el número de vehículos utilizados, sin integrar la calidad del servicio dentro de la función objetivo. En su lugar, la calidad se ha tratado casi siempre como un objetivo ponderado, lo que dificulta analizar su efecto como restricción operativa independiente.

Frente a esta brecha, la presente tesis propone un enfoque inédito: la calidad de servicio no se pondera como un objetivo más, sino que se impone como una restricción acotada (tiempos máximos de viaje). Para desarrollar esta propuesta, se formulan dos modelos exactos (MILP y CP) con función objetivo mono–objetivo, y se diseñan dos heurísticas (constructiva y de descenso con perturbaciones) que aseguran la escalabilidad del enfoque en escenarios realistas.

Con ello, se contribuye tanto al avance teórico en optimización combinatoria como a la provisión de herramientas prácticas para la gestión del transporte turístico bajo demanda.

El recorrido anterior muestra que el DARP ha sido abordado desde múltiples perspectivas, pero que persiste una brecha en el tratamiento de la calidad de servicio como restricción y no como objetivo ponderado. Esta tesis aborda esa brecha mediante el **Dial-a-Tour (DATP)**, una variante del DARP orientada al transporte turístico bajo demanda.

En el siguiente capítulo se presenta su formulación matemática completa: conjuntos, parámetros, variables y restricciones. Esa formulación constituye la base sobre la cual se construyen los modelos MILP y CP y las heurísticas propuestas en los capítulos posteriores.

Capítulo 3

El Problema Dial–a–Tour

En este capítulo se presenta la formulación matemática completa del Problema Dial–a–Tour (DATP). La exposición se organiza en tres partes. En primer lugar, se ofrece una descripción formal del problema, en la que se definen los conjuntos, parámetros y variables que lo caracterizan, así como las restricciones que debe satisfacer toda solución factible. En segundo lugar, se desarrolla una formulación de Programación Lineal Entera Mixta (MILP). En tercer lugar, se presenta una formulación alternativa basada en Programación con Restricciones (CP). Ambas formulaciones modelan el mismo problema desde paradigmas distintos y constituyen la base para la validación de soluciones exactas y el punto de partida para el diseño de los métodos aproximados que se presentan en el Capítulo 4.

3.1 Descripción formal del problema

Dado un conjunto G de grupos de clientes (turistas), cada uno de los cuales se ha hospedado en una ubicación específica o_g y ha reservado un tour T_g, $g \in G$, el DATP consiste en asignar grupos de clientes a un conjunto de vehículos (K) y diseñar rutas eficientes que faciliten tanto la recolección como la entrega de los grupos en sus lugares de hospedaje o en cualquier destino particular asociado a su tour reservado (o_g).

El objetivo es crear un conjunto de rutas, una para cada vehículo, que minimice el número total de vehículos que se utilizarán para transportar a todos los clientes en un solo día, al mismo tiempo que se garantiza un nivel de calidad del servicio establecido para los turistas.

En el DATP se conocen los sitios de atracción y su precedencia de visitas en el recorrido para cada tour T_g, $g \in G$, así como el tiempo necesario para realizar la actividad correspondiente en cada sitio (l_{ij}). Se tiene en cuenta un horizonte de planificación h y todos los vehículos inician y terminan su recorrido con su primera recolección y su última entrega, respectivamente. Un vehículo puede visitar el mismo lugar varias veces para atender a diferentes grupos. Después de visitar un lugar, un grupo de turistas puede ser transportado por un vehículo diferente a otro lugar. No se permite el transbordo durante el traslado desde un punto de recolección a un punto de entrega, ni tampoco la división de grupos.

Adicionalmente, se considera un parámetro de calidad de servicio (QoS), que regula el tiempo innecesario que los turistas pasan en sus vehículos. Por lo tanto, cuanto más se acerque la calidad del servicio al 100 %, mayor será la satisfacción del cliente y mayores los costos operativos ya que hay menos flexibilidad para permitir tiempo adicional para realizar los tours.

Para obtener la formulación (MILP) del DATP, asociamos cada operación de recolección y cada operación de entrega con un nodo $i \in N$. Para un grupo g, se define el conjunto ordenado de nodos T_g correspondiente a las operaciones requeridas para completar su recorrido. El orden en T_g está dado por la relación de precedencia, y el primer y el último nodo son, respectivamente, la recolección inicial y la entrega final en el lugar de alojamiento del grupo g. En la Tabla 3.1 se puede encontrar un resumen de la notación matemática usada.

Tabla 3.1: Conjuntos y parámetros del DATP.

	Descripción
Conjuntos	
K	Conjunto de vehículos.
G	Conjunto de grupos de clientes.
T_g	Conjunto ordenado de nodos asociados a cada operación de recogida y entrega para completar el recorrido del grupo $g \in G$ incluyendo o_g y d_g.
N	Conjunto de todos los nodos ($N = \bigcup_{g \in G} T_g \cup \{o, d\}$).
$N^* = N \setminus \{o, d\}$	Conjunto de todos los nodos sin el depósito inicial ficticio y el depósito final ficticio.
$N^+ \subset N^*$	Nodos relacionados con operaciones de recolección.
E_g	Conjunto de pares ordenados de nodos $(i, j) \in T_g^2$, $g \in G$, tales que j debe realizarse inmediatamente después de i.
Parámetros	
o	Depósito inicial ficticio utilizado como origen de todos los vehículos.
d	Depósito final ficticio utilizado como destino final de todos los vehículos.
o_g	Nodo asociado a la primera recolección del grupo de clientes $g \in G$.
d_g	Nodo asociado a la última entrega del grupo de clientes $g \in G$.
M, M'	Un número grande.
h	Horizonte de planeación.
Q	Capacidad de los vehículos.
w_g	Número de personas en el grupo de clientes $g \in G$.
$\underline{L}_g$	Tiempo mínimo requerido para realizar el tour reservado por el grupo de clientes $g \in G$.
QoS	Nivel de calidad de servicio ofrecido, el valor está en $[0, 1]$.
$\overline{L}_g$	Tiempo máximo permitido para realizar el tour reservado por el grupo turístico $g \in G$, computado como $\left\lfloor \frac{L_g}{QoS} \right\rfloor$ si QoS$\neq 0$, en otro caso toma el valor de $+\infty$.
l_{ij}	Tiempo de recorrido del nodo i al nodo j (Note que, si $i \notin N^+$ y $(i, j) \in E_g$, para cada grupo $g \in G$, l_{ij} es igual al tiempo de permanencia en el nodo i).
δ_i	1, si $i \in N^+$ (nodo de recolección), y -1 en otro caso.

3.2 Modelo de Programación Lineal Entera Mixta

Las variables de decisión a utilizar para el DATP considerando cada operación de recolección y cada operación de entrega a un nodo son:

$$x_{kij} = \begin{cases} 1, \text{ si el vehículo } k \text{ viaja inmediatamente del nodo } i \text{ al } j, \\ 0, \text{ en otro caso.} \end{cases}$$

q_i : carga de un vehículo en el nodo $i \in N$.

s_i : tiempo de llegada al nodo $i \in N$.

Por lo tanto, el DATP se puede formular de la siguiente manera (**MILP**):

$$\text{Minimizar} \sum_{k \in K} \sum_{i \in N \setminus \{o,d\}} x_{koi} \tag{3.1}$$

sujeta a:

$$\sum_{j \in N \setminus \{o\}} x_{koj} \leq 1, \qquad \forall k \in K \tag{3.2}$$

$$\sum_{j \in N \setminus \{d,i\}} x_{kji} = \sum_{j \in N \setminus \{o,i\}} x_{kij}, \qquad \forall i \in N^*, \forall k \in K \tag{3.3}$$

$$\sum_{j \in N \setminus \{d,i\}} x_{kji} \leq 1 - x_{kod}, \qquad \forall i \in N^*, \forall k \in K \tag{3.4}$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N \setminus \{d,i\}} x_{kji} = 1, \qquad \forall i \in N^* \tag{3.5}$$

$$s_i + l_{ij} \leq s_j + (M + t_{ij}) \left(1 - \sum_{k \in K} x_{kij}\right), \qquad \forall i \in N \setminus \{d\}, \forall j \in N \setminus \{o,i\} \tag{3.6}$$

$$s_i + l_{ij} \leq s_j, \qquad \forall (i,j) \in E_g, \forall g \in G \tag{3.7}$$

$$s_{d_g} - s_{o_g} \leq \overline{L}_g, \qquad \forall g \in G \tag{3.8}$$

$$\sum_{m \in N \setminus \{d,i\}} x_{kmi} = \sum_{m \in N \setminus \{d,j\}} x_{kmj}, \qquad \forall k \in K, \forall g \in G, \forall (i,j) \in E_g \text{ con } i \in N^+ \tag{3.9}$$

$$q_i + \delta_i w_g \leq q_j + (M' + \delta_j w_g)\left(1 - \sum_{k \in K} x_{kij}\right), \quad \forall i \in N \backslash \{d\}, \forall g \in G, \forall j \in T_g \quad (3.10)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \qquad \forall (i, j) \in N^2 \quad (3.11)$$

$$s_i \in [0, h], \qquad \forall i \in N. \quad (3.12)$$

$$q_i \in [0, Q], \qquad \forall i \in N. \quad (3.13)$$

La función objetivo (3.1) minimiza el número de vehículos a utilizar. Las restricciones (3.2) garantizan que, como máximo, k vehículos salgan del depósito inicial. Las restricciones (3.3) garantizan la conservación del flujo en los nodos. Las restricciones (3.4) son cortes válidos para las variables de flujo vinculadas al depósito inicial, ya que este es un nodo ficticio. Las restricciones (3.5) indican las salidas/llegadas obligatorias. Las restricciones (3.6) verifican la consistencia de tiempo del vehículo, en estas restricciones, se establece $M = h$. Las restricciones (3.7) establecen la precedencia dentro del recorrido de cada grupo. Las restricciones (3.8) aseguran la calidad de servicio requerida. Las restricciones (3.9) garantizan que las operaciones de recolección y entrega de un grupo de clientes deben ser realizadas por el mismo vehículo. Restricciones (3.10) garantizan que no se exceda la capacidad de los vehículos, con $M' = Q$. Las restricciones (3.11), (3.12) y (3.13) establecen el dominio de las variables de decisión.

3.3 Modelo de Programación con Restricciones

Para abordar el DATP, se desarrolló un modelo de CP que aprovecha las *variables de intervalo*, ofreciendo algunas ventajas fundamentales como el uso de restricciones temporales complejas, que permite relaciones de precedencia, solapamiento y disyunción en las tareas. Este modelo se basa en la formulación MILP propuesta, donde las operaciones de recolección y entrega están disociadas.

Las variables a utilizar para la formulación con CP son:

s_k: variable de intervalo que abarca las operaciones de un vehículo $k \in K$.

$visit_i$: variable de intervalo que representa la visita a un nodo $i \in N^*$.

$visitalt_{ik}$: variable de intervalo que representa la visita a un nodo $i \in N^*$ por el vehículo $k \in K$.

El modelo CP propuesto es el siguiente (**CP**):

$$\text{Minimizar} \sum_{k \in K} PresenceOf(s_k) \tag{3.14}$$

sujeto a:

$$s_k = span(\{visitalt_{ik} \ : \ i \in N^*\}), \quad \forall k \in K \tag{3.15}$$

$$alternative(visit_i, \{visitalt_{ik} \ : \ k \in K\}), \quad \forall i \in N^* \tag{3.16}$$

$$noOverlap(\{visitalt_{ik} \ : \ i \in N^*\}, [l_{ij}]_{N^* \times N^*}), \quad \forall k \in K \tag{3.17}$$

$$LengthOf(span(\{visit_i \ : \ i \in T_g\})) \leq \overline{L}_g, \quad \forall g \in G \tag{3.18}$$

$$endBeforeStart(visit_i, visit_j, l_{ij}), \quad \forall g \in G, \ \forall (i,j) \in E_g \tag{3.19}$$

$$PresenceOf(visitalt_{ik}) \Rightarrow PresenceOf(visitalt_{jk}), \ \forall g \in G, \ \forall (i,j) \in E_g, \ \forall k \in K \tag{3.20}$$

$$\sum_{g \in G} \sum_{i \in Tg} \delta_i \ step(visitalt_{ik}, w_g) \leq Q, \quad \forall k \in K \tag{3.21}$$

$$PresenceOf(visit_i) = true, \quad \forall i \in N \tag{3.22}$$

$$StartOf(s_k) \geq 0 \ \wedge \ EndOf(s_k) \leq h, \quad \forall k \in K \tag{3.23}$$

La función objetivo (3.14) minimiza el uso de vehículos. Las expresiones (3.15) definen los intervalos de operación para cada vehículo k, es decir, s_k comienza y termina, respectivamente, con el primer y último nodo visitado por el vehículo, y no se considera si este no visita ningún nodo. Las expresiones (3.16) establecen que cada visita debe ser realizada exactamente por un vehículo. Las expresiones (3.17) garantizan que las visitas asignadas a un mismo vehículo no se solapen temporalmente y cumplan con la matriz de distancias $[l_{ij}]_{N^* \times N^*}$. Por su parte, las expresiones

(3.18) aseguran el nivel de servicio predefinido. Las expresiones (3.19) incorporan los tiempos de espera en los puntos antes de iniciar operaciones consecutivas. Las expresiones (3.20) garantizan que cada operación de recolección y su correspondiente entrega sean realizadas por el mismo vehículo. Las expresiones (3.21) verifican que no se exceda la capacidad de los vehículos. Las expresiones (3.22) establecen que todas las operaciones deben ejecutarse, mientras que las expresiones (3.23) imponen que todas las rutas deben completarse dentro del horizonte de planeación.

3.4 Comparación entre los paradigmas MILP y CP

Las formulaciones (3.1)–(3.13) y (3.14)–(3.23) representan el mismo problema desde paradigmas distintos. Esta doble formulación responde a dos propósitos metodológicos.

En primer lugar, permite una *validación cruzada* de ambas formulaciones. Al resolver instancias pequeñas con los dos modelos, será posible verificar si las soluciones coinciden; de coincidir, la confianza en la correctitud de ambas formulaciones se verá reforzada, ya que un error en una de ellas difícilmente se replicaría en la otra.

En segundo lugar, permite *caracterizar el desempeño de cada paradigma según el tipo de instancia*. Dado que MILP y CP explotan estructuras distintas del problema, es razonable esperar que cada uno sea preferible en condiciones diferentes; identificar esas condiciones es uno de los objetivos de la evaluación experimental.

El Problema Dial–a–Tour (DATP) hereda la estructura fundamental del Problema Dial–a–Ride (DARP) clásico, el cual ha sido ampliamente establecido como *NP–Hard* en la literatura [Røpke et al., 2007, Masson et al., 2014b]. El DATP incorpora restricciones adicionales (múltiples recolecciones y entregas por solicitud, tiempos máximos de viaje con base en la calidad del servicio ofrecida), las cuales no

disminuyen la complejidad subyacente del problema base.

Más aún, como se desprende de la comparación anterior, ni MILP ni CP garantizan escalabilidad en instancias grandes, ya que ambos enfrentan limitaciones estructurales. Por lo tanto, el DATP pertenece a la clase de problemas *NP–Hard*, lo que justifica el desarrollo de métodos heurísticos para su solución en instancias más complejas, presentados en el Capítulo 4.

Capítulo 4

Métodos heurísticos

La aplicabilidad a escenarios más complejos (como aumentar la cantidad de grupos de clientes a los que dar servicio o el aumento de la calidad del servicio ofrecido) para los modelos exactos presentados en el Capítulo 3 se ve limitada por la complejidad computacional del problema (NP-Hard). Para superar esta limitación, el presente capítulo propone dos algoritmos heurísticos. El primero es una heurística constructiva que genera soluciones iniciales factibles de manera rápida. El segundo es una heurística de descenso con perturbaciones, la cual explora el espacio de soluciones partiendo de una solución base y permite inserciones en una ruta ya establecida. Ambos métodos permiten obtener soluciones de buena calidad en tiempos de cómputo reducidos, facilitando la aplicación del modelo a contextos operativos más desafiantes.

4.1 Heurística constructiva

Para encontrar rápidamente soluciones factibles que ayuden a reducir el esfuerzo computacional asociado a las formulaciones propuestas (**MILP** y **CP**) al resolver un escenario dado, se implementó una heurística constructiva mediante un procedimiento *Greedy*, con una calidad de servicio del 100 %.

El algoritmo comienza buscando los grupos de turistas que aún no han sido asignados a ningún vehículo. Para cada candidato se calcula una métrica de tiempo mínimo de recorrido, que mide la distancia en el tiempo desde el inicio de la ruta hasta el punto final del recorrido para cada grupo, luego se ordenan de forma descendente estos valores, se elige el de mayor valor y se asigna a un vehículo. Si hay varios grupos con la misma métrica, se elige de forma lexicográfica, según la lista generada.

Luego, se intenta combinar el siguiente grupo con el siguiente valor más grande de la métrica propuesta, siempre y cuando no superen el horizonte de planeación. Así, los grupos se van asignando iterativamente a un vehículo, y cuando ya no es posible hacer la asignación, se habilita un nuevo vehículo. El proceso se repite hasta que todos los grupos de clientes hayan sido asignados, como muestra Algoritmo 1.

4.2 Heurística de Descenso con Perturbaciones

Como metodología alternativa para abordar instancias prácticas del DATP, se propone una novedosa heurística de descenso con perturbaciones (**DHS**). Este algoritmo (véase el Algoritmo 2) opera de manera iterativa mediante la eliminación de una ruta de una solución inicial y la reubicación de cada par de operaciones de recolección y entrega asociadas a dicha ruta en otra ruta existente. El proceso de inserción se lleva a cabo mediante el operador de inserción *k–buffer*, introducido en este trabajo y detallado en el Algoritmo 3. El procedimiento finaliza cuando la solución obtenida mejora la solución inicial o cuando se alcanza un tiempo máximo establecido. Cabe destacar que una solución se considera mejor que otra únicamente si satisface todas las solicitudes utilizando un menor número de vehículos.

Si la solución generada resulta peor que la original y no se ha cumplido el criterio de parada, la heurística aplica un mecanismo de perturbación que consis-

Algoritmo 1: Heurística_constructiva

Data: Instancia del DAPT

Define G como la lista ordenada de grupos (descendente);
$\mathcal{V} \leftarrow \emptyset$ (conjuntos de rutas);
while $G \neq \emptyset$ **do**
    $V \leftarrow \emptyset$ (ruta del vehículo);
    $S \leftarrow \emptyset$ (grupos asignados a la ruta del vehículo);
    for $g \in G$ **do**
        Sea $i \in V$ el último nodo visitado por el vehículo actual.;
        Sea $j \in T_g$ el primer nodo de recolección del grupo g;
        Sea L la longitud de la ruta V;
        if $L + l_{ij} + \underline{L}_g \leq h$ **then**
            $V \leftarrow V \cup T_g$;
            $S \leftarrow S \cup \{g\}$;
    $\mathcal{V} \leftarrow \mathcal{V} \cup V$;
    $G \leftarrow G \setminus S$;
Return $\mathcal{V}$

te en eliminar aleatoriamente un porcentaje p de las operaciones de recolección y entrega de la solución actual. Posteriormente, la solución parcial se reconstruye mediante el Algoritmo 3, repitiéndose este proceso hasta que se satisface el criterio de terminación.

El operador de inserción *k–buffer*, denominado $k_{\text{máx}}$ en nuestro algoritmo, identifica posiciones de inserción factibles para las operaciones de recolección y entrega dentro de una ruta, su principal contribución radica en preservar las restricciones de precedencia entre recolecciones y entregas, inherentes al DATP. Así, por ejemplo, si toma un valor de dos, esto indicaría que tratara de hacer inserciones entre dos nodos consecutivos. Otra ventaja de utilizar un operador así es la de reducir eficientemente el espacio de búsqueda de posiciones de inserción, lo que resulta particularmente ventajoso en contextos con restricciones como aquellas impuestas por indicadores de calidad de servicio.

Para ilustrar mejor el funcionamiento del DHS, en la Figura 4.1 se presenta un escenario con la ruta de un vehículo que tiene siete operaciones pendientes y dos nuevas solicitudes: una recolección que puede realizarse entre las operaciones 2 y 3, y una entrega que puede coincidir con la operación 5. Nótese que, al emplear un nivel de confianza mayor que cero, los tiempos de recolección y entrega quedan sujetos a un umbral; es decir, pueden realizarse dentro de un intervalo delimitado por un valor mínimo y un valor máximo definidos al inicio de la resolución de una instancia. Esto último puede ayudar al algoritmo a encontrar puntos de inserción con mayor facilidad, ya que dispondría de tiempos de holgura más amplios.

Esto es importante, ya que el algoritmo busca posiciones de inserción factibles considerando esos tiempos en los que la solución es factible, por lo que considerar un valor de k más grande implicaría que esos tiempos no permitan encontrar soluciones de forma eficaz, debido a que se necesitaría realizar más operaciones entre una recolección y una entrega.

Algoritmo 2: Heurística de descenso con perturbaciones

Data: Instancia del DAPT, $Iter_{\text{máx}}$, $k_{\text{máx}}$, p

1 Generar una solución inicial S_0 con la Heurística_constructiva;
2 Establezca $S_{\text{best}} \leftarrow S_0$, $S_{\text{curr}} \leftarrow S_0$, $Iter = 0$;
3 **while** $Iter \leq Iter_{\text{máx}}$ **do**
4 **foreach** *route* $V \in S_{curr}$ **do**
5 Establezca una solución parcial $S = S_{\text{curr}} \setminus V$;
6 $S' \leftarrow$ Método_reparación$(S, k_{\text{máx}})$;
7 **if** S' *es mejor que* S_{curr} **then**
8 $S_{\text{curr}} \leftarrow S'$;
9 **if** S_{curr} *es mejor que* S_{best} **then**
10 $S_{\text{best}} \leftarrow S_{\text{curr}}$;
11 **else**
12 Establezca una solución parcial S removiendo el p por ciento de pares de operaciones (recolección, entrega) de S_{curr} de forma aleatoria;
13 $S_{\text{curr}} \leftarrow$ Método_reparación$(S, k_{\text{máx}})$;
14 $Iter \leftarrow Iter + 1$;
15 **return** S_{best}

Algoritmo 3: Método_reparación

Data: S: solución parcial del DATP, $k_{\text{máx}}$

1 Definir PD como una lista ordenada de operaciones (recolección, entrega) que no están en S, ordenada por el tiempo de realización más pronto;
2 **foreach** *par (recolección, entrega) en* PD **do**
3 **for** $k = 0$ ***hasta*** $k_{\text{máx}}$ **do**
4 Utilizar el operador k para identificar puntos de inserción factibles en alguna ruta de S que minimice el retraso de las rutas en S;
5 **if** *existen puntos de inserción factibles* **then**
6 Realizar la inserción dentro de S;
7 **break**;
8 **if** *no se encontraron puntos de inserción factibles* **then**
9 Generar una nueva ruta en S e insertar las operaciones de recolección y entrega;
10 **Return** S

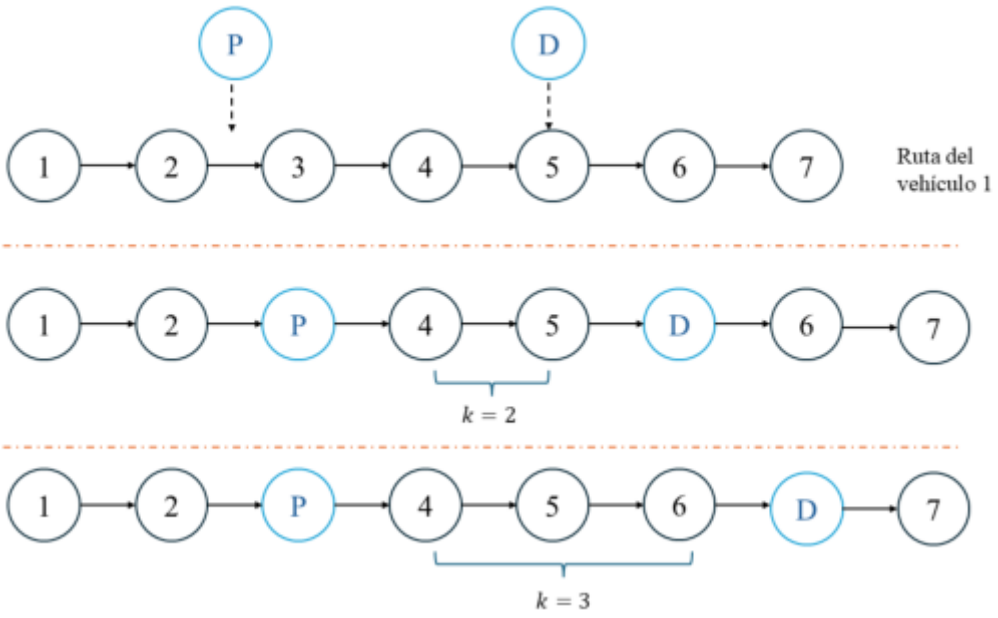


Figura 4.1: Ejemplo del operador de inserción del DHS usando $k = 2$ y $k = 3$.

Capítulo 5

Experimentación y resultados

En esta sección se describe como se desarrolló la experimentación para validar los modelos DATP y CP, y de los algoritmos propuestos (heurística constructiva y DHS) mediante un conjunto de instancias generadas con datos que asemejan la realidad basados en tours ofertados en la Riviera Maya y otras con datos de agencias ubicadas en la zona de Tlaxcala. El modelo descrito en este trabajo se desarrolló en C++ y los experimentos se implementaron en CPLEX 22.1, los resultados obtenidos se analizaron con un límite de tiempo establecido de diez minutos y una hora, además, se consideraron diversos valores de calidad de servicio, como 100 %, 75 %, 50 %, 25 % y 0 %. Se utilizó una estación de trabajo con un procesador Intel(R) Xeon(R) CPU E3-1245 v3 @ 3.40GHz RAM 16 GB, bajo el sistema operativo Windows.

5.1 Instancias de prueba

Hasta donde sabemos, no existe un conjunto de instancias disponibles en la literatura para el DATP presentado en esta investigación. Así, con el fin de obtener ejemplos realistas, se analizaron los tours ofrecidos por diferentes agencias mexicanas ubicadas en la Riviera Maya y se extrajeron las principales características de los tours, como lo es que dichos tours tienen una duración máxima de 7 horas y que el número de atracciones turísticas incluidas en cada uno de ellos oscila entre 1 y 4

sitios. Además, se extrajo la información de agencias de viajes que ofertan tours en la zona en el estado de Tlaxcala.

Por lo tanto, se crearon dos conjuntos de instancias, las primeras generadas con características especiales del problema (longitud de cada arco, grupos de clientes, sitios de interés, etc.) las cuales fueron adaptadas de lo que sucede en una agencia de viajes en la Riviera Maya (instancias tipo **Riviera**), y las segundas generadas con datos de tours que contienen lugares turísticos establecidos en la página de gobierno del estado de Tlaxcala (instancias tipo **Tlax**).

Las instancias tipo **Riviera** se dividen en cinco clases: **Clase 0**, **Clase 1**, **Clase 2**, **Clase 3** y **Clase 4**, y para cada una de ellas se generaron de manera aleatoria 110 instancias, 10 instancias con 5 grupos de clientes, 10 con 10 grupos, 10 con 20, y así sucesivamente hasta 100, en intervalos de 10. Cada grupo de turistas tiene un tamaño definido, el cual puede variar desde una hasta nueve personas.

La diferencia principal entre las Clases radica en la diversidad de los tours ofrecidos. En la Clase 0, se dispone de un único recorrido, lo que lleva a que todos los grupos turísticos deben reservarlo. En la Clase 1, el número de recorridos disponibles representa aproximadamente el 25 % del total de grupos turísticos en la instancia. En la Clase 2, este número se sitúa alrededor del 50 % del total de grupos turísticos. En la Clase 3, el número de recorridos disponibles es aproximadamente el 75 % del total de grupos turísticos de la instancia. Finalmente, en la Clase 4, la cantidad de recorridos disponibles es prácticamente igual al número de grupos de turistas en la instancia.

El nombre de las instancias generadas está dado por la siguiente notación: `Ci_j_s`, donde, i denota la clase de instancia, j denota la cantidad de grupos de clientes, y s denota el valor entero (semilla) a utilizar para generar los números pseudo–aleatorios.

Para las tipo **Riviera** se consideraron 25 lugares de interés, 11 hoteles y 22 tours, basados con datos de ubicaciones en la Riviera Maya (ver Figura 5.1), las dis-

tancias entre cada punto se obtuvieron con la ayuda de Google Maps (https://www.google.com.mx/maps/preview). En este caso se generaron 110 instancias, las cuales contienen diferentes cantidades de grupos de clientes a atender (5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100).

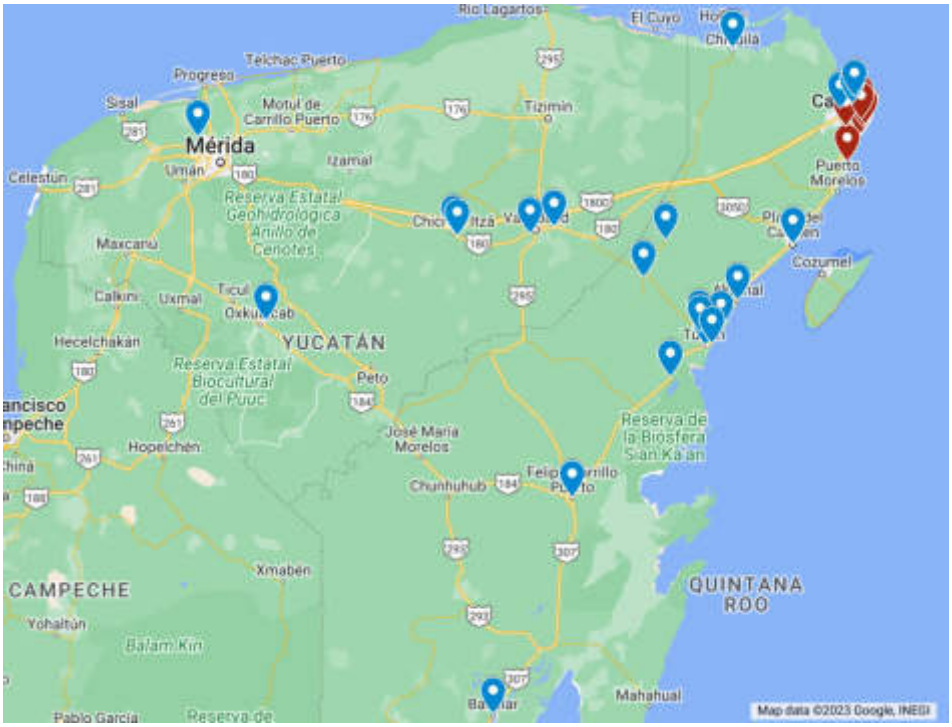


Figura 5.1: Mapa con los sitios turísticos (azul) y hoteles (rojo) ubicados en la Riviera Maya.

Para las tipo **Tlax** se generaron otras 110 instancias, pero con datos de ubicaciones en el estado de Tlaxcala (ver Figura 5.2), en dónde se consideraron 28 lugares de interés, cinco hoteles y 12 tours, las distancias entre cada punto se obtuvieron con la ayuda de Google Maps. De igual forma se consideran grupos de clientes a atender igual a 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100. En este caso se consideran tours con hasta seis sitios turísticos.

Todas las instancias están disponibles en un repositorio de GitHub
`https://github.com/ErickCervantesMendieta/DATP_Instances`

En las siguientes secciones se presenta el análisis correspondiente a las expe-

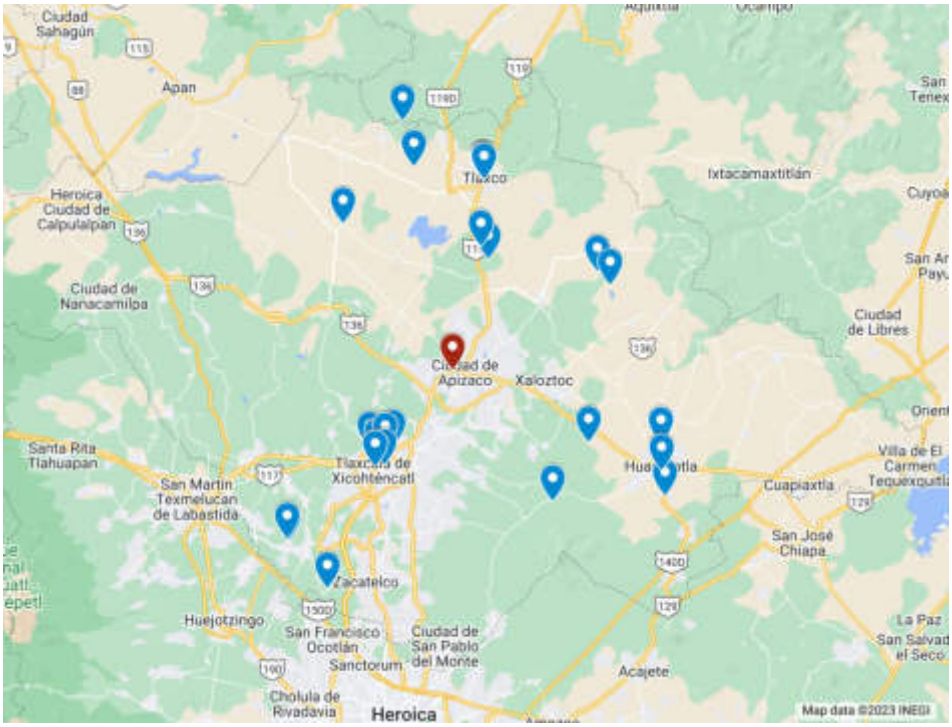


Figura 5.2: Mapa con los sitios turísticos (azul) y hoteles (rojo) ubicados en el estado de Tlaxcala.

rimentaciones realizadas con los diferentes tipos de instancias (tipo **Riviera** y tipo **Tlax**). Se hace notar que se utilizó una capacidad de vehículos igual a 20. Cada una de las instancias analizadas fueron resueltas partiendo de una solución *MIPStart* (ver Apéndice B), la cual fue obtenida con la ayuda de la heurística constructiva.

5.2 Resultados en instancias tipo Riviera

En esta sección se presentan los análisis correspondientes a las instancias tipo **Riviera**. Para ello, se realizó una experimentación con un tiempo de parada de 600 s, considerando distintos niveles de calidad de servicio (QoS): 0 %, 25 %, 50 %, 75 % y 100 %, sobre el conjunto completo de instancias.

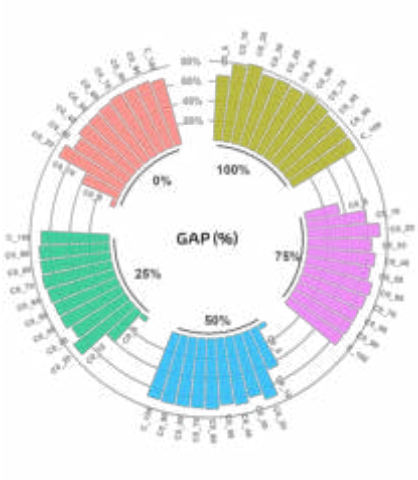
Las Figuras 5.3a a 5.3e muestran, para cada clase (desde Clase 0 hasta Clase 4), el GAP (%) promedio reportado por CPLEX. En dichas figuras, los valores mostra-

dos en los ejes radiales denotan el GAP (%) promedio obtenido para cada conjunto de instancias, cada bloque denota el QoS utilizando al lanzar la experimentación y las etiquetas de las barras, por su parte, especifican el número de grupos de clientes a atender en cada instancia. Esta configuración permite analizar simultáneamente el impacto de tres factores: la calidad de servicio, el tamaño de la instancia y la optimalidad alcanzada por CPLEX.

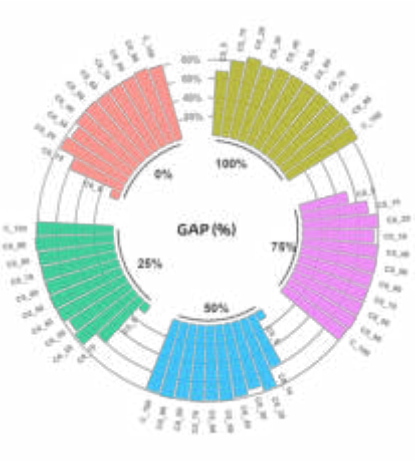
En este caso, el modelo matemático alcanza su mejor desempeño al resolver las instancias de Clase 0. En las demás clases, su rendimiento es similar, aunque se deteriora ligeramente a medida que aumenta la variedad de tours disponibles en las instancias (Clase 4). Asimismo, se observa que el desempeño del modelo empeora conforme aumenta la calidad del servicio.

Se puede notar la dificultad de llegar a optimalidad en este tipo de instancias, ya que en todo el conjunto propuesto se puede apreciar al menos un pequeño GAP (%), siendo este el más pequeño en instancias que contienen cinco grupos de clientes y un nivel de calidad de servicio ofrecido del 0 %, 25 % y 50 % para instancias Clase 0, Clase 1 y Clase 2. Revisando los resultados se confirma que con el tiempo de para establecido, no se puede alcanzar optimalidad en ninguna de las instancias Clase 4.

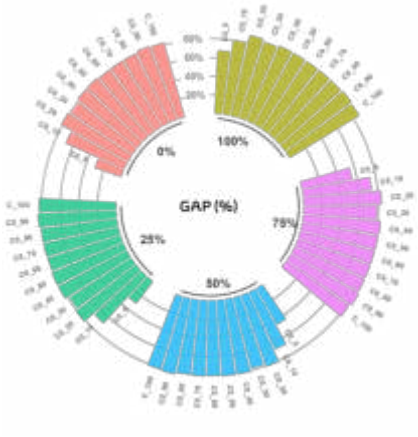
En la Figura 5.4 se puede observar que cuando se tiene un solo tour disponible en las instancias (Clase 0) se utiliza una cantidad de vehículos menor a cuando se tiene una variedad de tours disponibles, independientemente de la cantidad de grupos de clientes que se tenga. Parece observarse una diferencia significativa entre la cantidad de vehículos a utilizar en las diferentes clases de instancias, ya que como se había comentado anteriormente, al parecer el número de tours disponibles impacta en la cantidad de vehículos a utilizar, además que se observa una mediana más grande cuando se utiliza un nivel de servicio mayor.



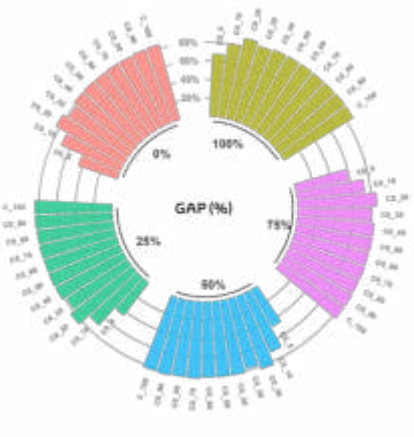
(a) Clase 0.



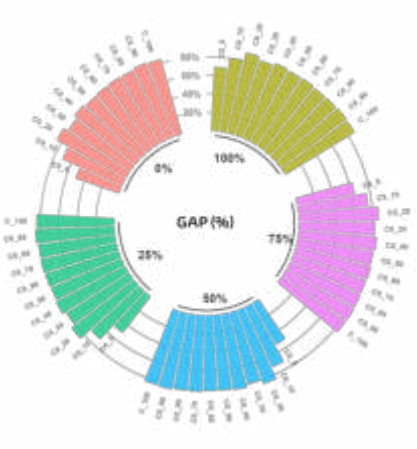
(b) Clase 1.



(c) Clase 2.

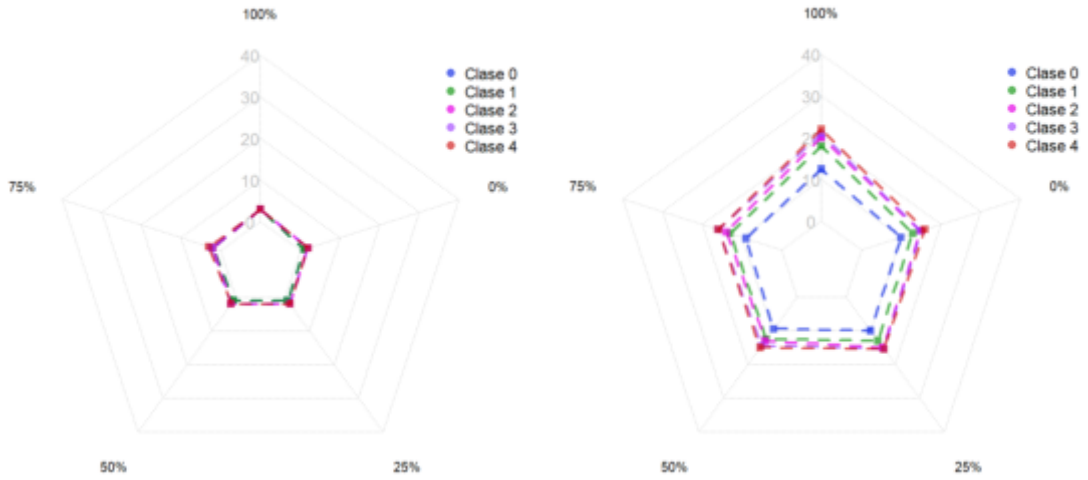


(d) Clase 3.



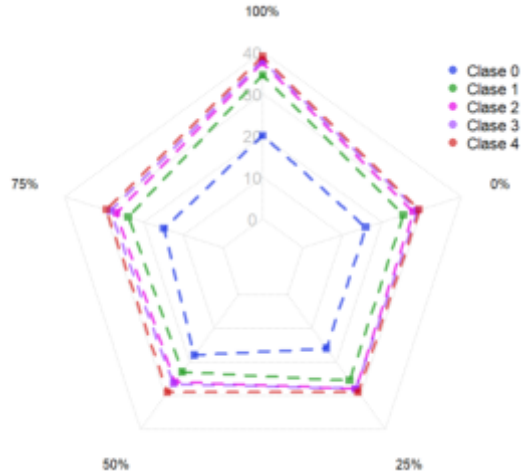
(e) Clase 4.

Figura 5.3: GAP (%) promedio reportado por CPLEX al resolver las instancias tipo Riviera mediante MILP utilizando diferentes niveles de calidad servicio.



(a) 5 grupos de clientes.

(b) 50 grupos de clientes.



(c) 100 grupos de clientes.

Figura 5.4: Mediana de la cantidad de vehículos a utilizar en diferentes cantidades de grupos con diferentes niveles de servicio en instancias tipo Riviera al resolver con el MILP.

5.2.1 Comparación entre formulaciones MILP y CP

Para analizar y comparar el desempeño de las formulaciones propuestas (MILP y CP), se resolvió cada instancia tipo Riviera utilizando una solución generada previamente mediante una heurística constructiva, con un nivel de calidad de servicio (QoS) fijado en 50 %. Dicha solución se empleó como punto de partida para ambos modelos, con el objetivo de acelerar la convergencia del solver al reducir el espacio de búsqueda y el número de variables activas en las formulaciones. En todos los casos, CPLEX se ejecutó con un tiempo límite de 600 s, registrando la mejor solución encontrada al término de este período.

En la Figura 5.5 se presenta el GAP (%) promedio obtenido por ambas formulaciones. Como puede observarse, el modelo CP supera en promedio en desempeño a la formulación MILP en todas las instancias. Esta mejora se refleja directamente en el número de vehículos utilizados, siendo menor en el caso del modelo CP. Adicionalmente, se destaca que, al resolver con CP, se alcanza la optimalidad en todas las instancias con cinco grupos de clientes. Por último, se evidencia que el desempeño de ambos modelos se deteriora progresivamente a medida que aumenta el número de grupos de clientes a atender.

5.2.2 Evaluación de la eficiencia del DHS

Para evaluar la eficacia del DHS en la generación de soluciones, se realizaron pruebas de las diferentes instancias (Clase 0, Clase 1, Clase 2, Clase 3, Clase 4) considerando cantidad de grupos de clientes igual a 5, 20, 50 y 100 y usando un nivel de calidad de servicio de 0 %, 25 %, 50 %, 75 % y 100 % para analizar el impacto en las soluciones encontradas al usar el operador de inserción k igual a 2, 3 y 4, por lo que se crearon 100 escenarios posibles con esos parámetros para el análisis. Los criterios de paro fueron: 600 s de cómputo.

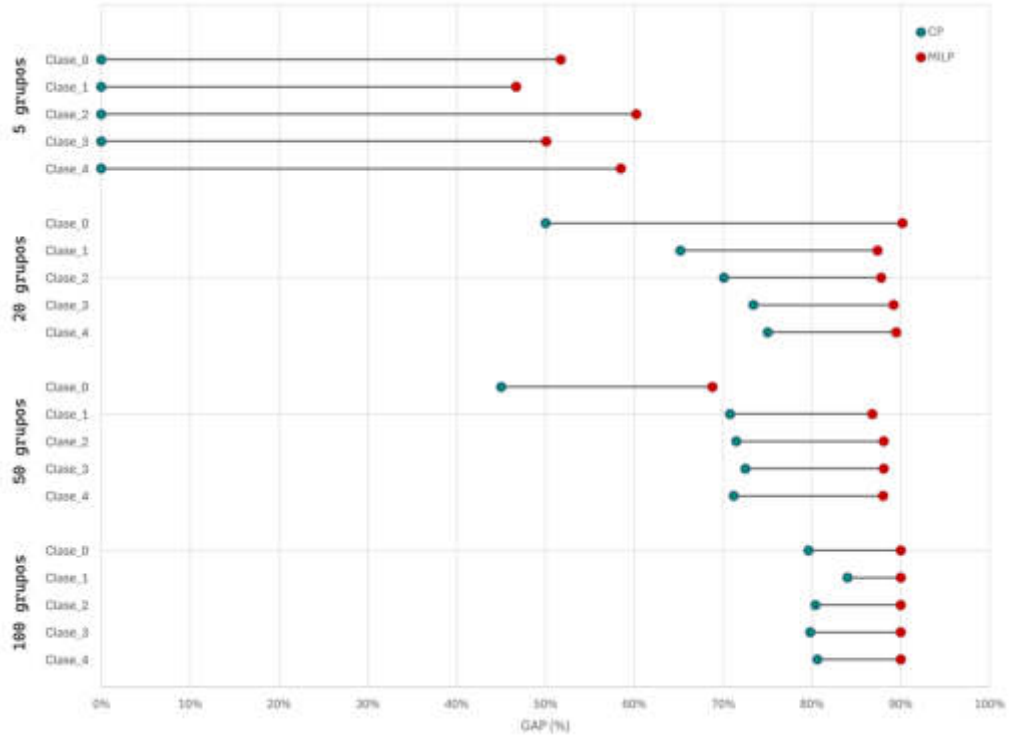
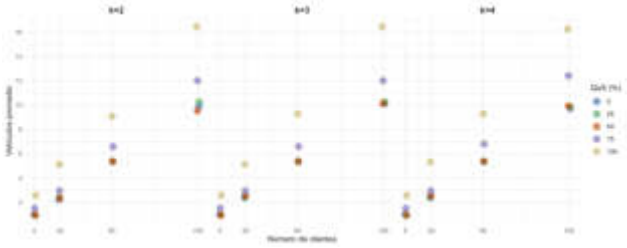


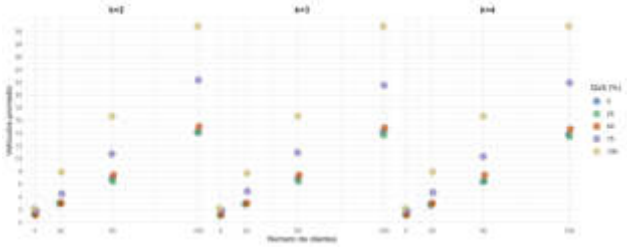
Figura 5.5: Comparación entre el GAP (%) promedio reportado por CPLEX, al resolver las formulaciones MILP y CP, respectivamente.

En la Figura 5.6 se presenta el promedio de vehículos utilizados para resolver las instancias de cada clase, considerando los operadores de inserción con $k = 2$, $k = 3$ y $k = 4$. En todas las clases, las diferencias entre los valores de k son relativamente pequeñas. No obstante, se observa una ligera ventaja para $k = 3$ y $k = 4$ en las clases con un mayor número de grupos de clientes (Clase 4), donde el promedio de vehículos es ligeramente inferior. Este comportamiento sugiere que, en escenarios con mayor complejidad en cuanto a cantidad de tours disponibles, un número $k = 3$ o $k = 4$ permite una mejor asignación de los clientes a las rutas, reduciendo el número total de vehículos requeridos. Las gráficas completas para todas las configuraciones se incluyen en el Apéndice C.

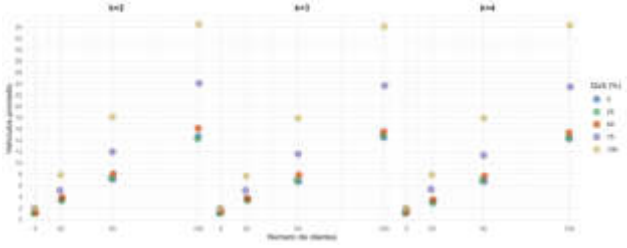
La Tabla 5.1 resume la frecuencia con la que cada operador produce el menor número de vehículos. En el 55 % de los escenarios se produjo un empate (todos los operadores dieron el mismo resultado), fenómeno que se concentra en instancias



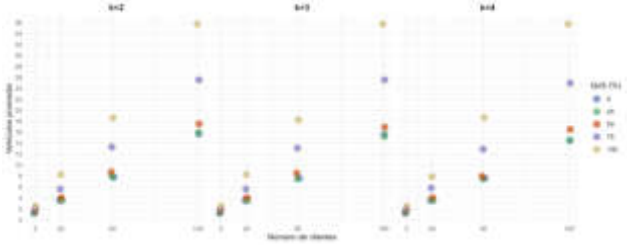
(a) Clase 0.



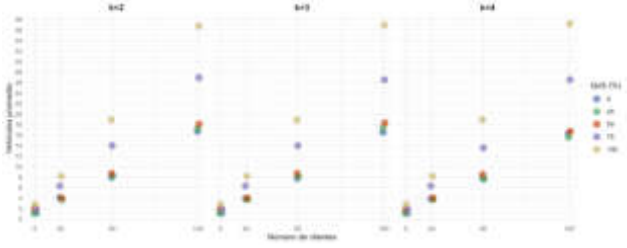
(b) Clase 1.



(c) Clase 2.



(d) Clase 3.



(e) Clase 4.

Figura 5.6: Comparación de operadores de inserción agrupado por clase y usando diferentes valores de QoS.

pequeñas (5 grupos de clientes). Cuando existen diferencias (45 % de los escenarios), $k = 4$ es el mejor en 31 de ellos (68.9 % de los casos con diferencias), superando ampliamente a $k = 2$ (17.8 %) y $k = 3$ (13.3 %).

Tabla 5.1: Frecuencia de victorias por operador de inserción

Resultado	**Escenarios**	**Porcentaje**
Empate	55	55 %
$k = 4$ es el mejor	31	31 %
$k = 2$ es el mejor	8	8 %
$k = 3$ es el mejor	6	6 %

La Figura 5.7 desglosa las victorias por operador en función del nivel de QoS. Se observa que la ventaja de $k = 4$ se mantiene consistente en todos los niveles de servicio, aunque es más pronunciada en rangos intermedios cuando se tiene un QoS de 25 % a 75 %.

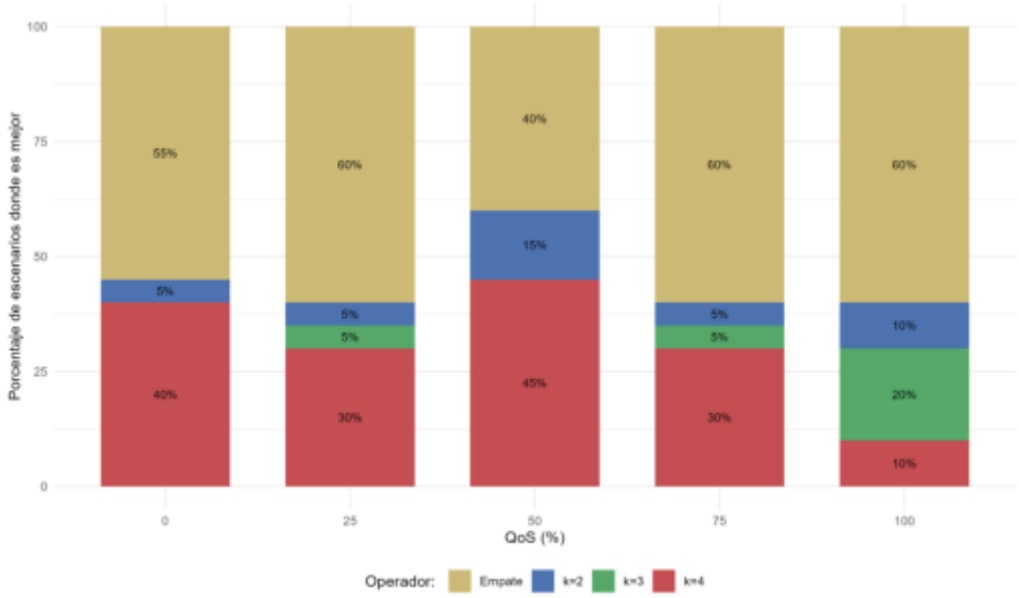


Figura 5.7: Comparación del operador de inserción entre $k = 2$, $k = 3$ y $k = 4$ con respecto al promedio de vehículos a utilizar.

Con base en estos resultados, se selecciona $k = 4$ como configuración por defec-

to del DHS. Aunque en instancias pequeñas todos los operadores son equivalentes, $k = 4$ es el más robusto para problemas de tamaño realista (50 a 100 grupos de clientes), donde presenta la mayor frecuencia de victorias y una clara ventaja en los escenarios donde existen diferencias.

5.2.3 Comparación entre CP y DHS

Para validar la calidad de las soluciones generadas por el DHS con $k = 4$, se compararon con las obtenidas mediante el modelo CP resuelto con CPLEX. Ambos métodos se ejecutaron con un límite de tiempo de 600 segundos sobre el mismo conjunto de instancias. El DHS finalizó sistemáticamente antes de alcanzar el límite temporal en todas las instancias evaluadas, mientras que CP alcanzó el límite en la mayoría de los casos de más complejidad (Clase 3 y Clase 4 con grupos de clientes de tamaño mayo o igual a cincuenta).

En términos de calidad de la solución, el DHS produjo soluciones idénticas a CP en el 46.3 % de los casos, superiores en el 38.7 % e inferiores solo en el 15.0 %.

La Figura 5.8 muestra el número promedio de vehículos obtenidos por ambos métodos según el nivel de QoS. El DHS supera a CP en todos los niveles evaluados, siendo la diferencia más pronunciada para QoS mayor igual a 50 %.

La comparación permite identificar dos comportamientos relevantes. Primero, en instancias con pocos grupos de clientes (5 clientes), ambos métodos alcanzan soluciones similares. Segundo, a medida que aumenta la cantidad de grupos de clientes a dar servicio (mayor igual a 50), el DHS mantiene una ventaja consistente sobre CP, lo que valida su capacidad para explorar el espacio de soluciones de manera más eficiente bajo restricciones de tiempo. Además, se observa que al alcanzar un nivel de QoS del 100 %, las diferencias entre ambos métodos se reducen, ya que la alta exigencia de calidad contrae significativamente el espacio de soluciones factibles.

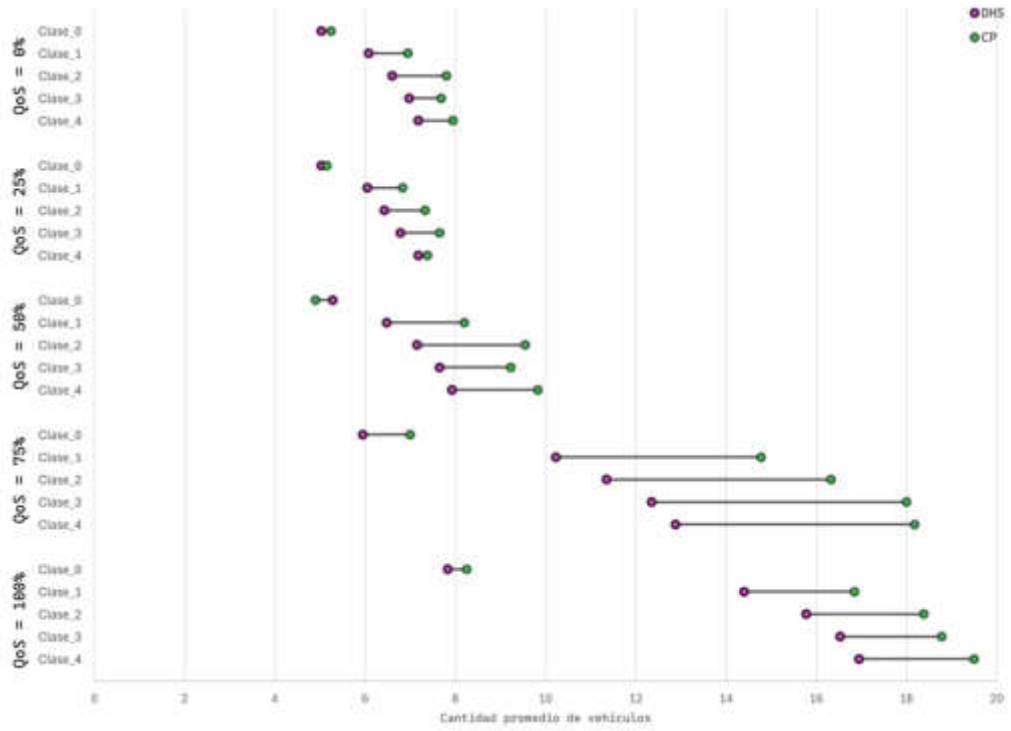


Figura 5.8: Número promedio de vehículos obtenido por CP y DHS ($k = 4$) con límite de tiempo de 600 segundos, desglosado por nivel de QoS.

En conclusión, el DHS con $k = 4$ demuestra ser una alternativa eficiente y robusta frente al modelo CP, ofreciendo soluciones de calidad comparable o superior en la mayoría de los casos, con tiempos de cómputo significativamente menores. Esto confirma su idoneidad para la resolución de instancias de tamaño realista en contextos operativos.

5.3 Resultados en instancias tipo Tlax

En esta sección se presentan los análisis correspondientes a las instancias tipo Tlax. Para ello, se utilizó el modelo de programación con restricciones (CP) para analizar el GAP (%) y ver si presentan un nivel de dificultad comparable a las instancias tipo Riviera bajo las mismas condiciones experimentales, mientras que el DHS se empleó para evaluar la calidad de las soluciones obtenidas, ya que se demostró ser capaz de encontrar soluciones de alta calidad.

En la Figura 5.9 se puede observar el desempeño del CP con respecto a las instancias propuestas con los datos de los sitios ubicados en el estado de Tlaxcala, en donde se puede observar que sólo se alcanza optimalidad en todas las instancias que tienen cinco grupos de clientes y se utiliza un nivel de calidad de servicio del 0, 25, 50, 75 y del 100 %.

En este caso se puede observar un comportamiento casi parecido en el desempeño del modelo en la mayoría de las instancias, independientemente de la cantidad de grupos de clientes que contengan, aunque si se logra ver un mejor desempeño cuando se tienen tamaños de grupos de clientes igual a diez y veinte. Aquí parece ser que el nivel de calidad ofrecido no impacta mucho en el desempeño del modelo, pero se hace notar que el mejor desempeño se obtiene al tener un nivel de servicio igual al 0 %, y el peor desempeño cuando se ofrece un nivel de servicio igual al 100 %.

El análisis del GAP permite concluir que las instancias Tlax presentan un nivel de dificultad comparable al de las instancias Riviera, lo que valida su uso como

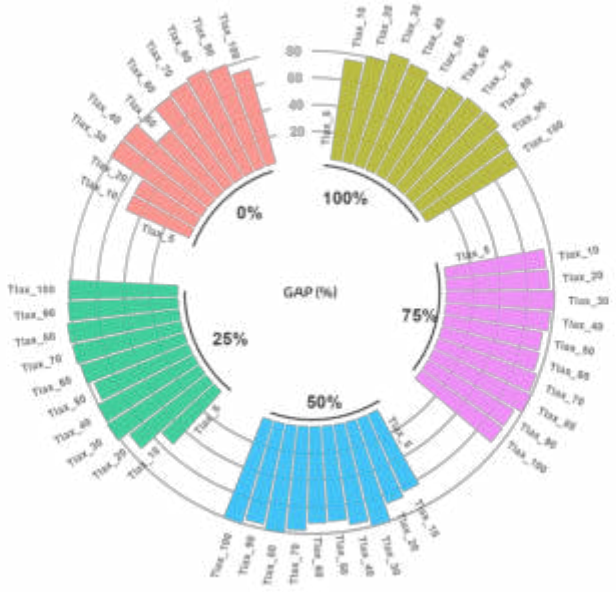


Figura 5.9: GAP (%) promedio reportado por CPLEX en las diferentes instancias del estado de Tlaxcala, al resolver con CP y utilizando diferentes niveles de servicio (0 %, 25 %, 50 %, 75 %, 100 %).

conjunto de prueba representativo del problema en estudio.

Dado que el CP no siempre converge al óptimo dentro del límite de tiempo (especialmente para instancias con 50 o más grupos de clientes), se empleó el DHS con $k = 4$ para evaluar la calidad de las soluciones en estos escenarios. En la Figura 5.10 se muestra el comportamiento del promedio de vehículos a utilizar cuando se resuelven las instancias mediante el DHS.

Se observa que, a medida que aumenta la calidad de servicio ofrecida, el número de vehículos requeridos tiende a incrementarse. Este comportamiento es consistente con lo observado en las instancias Riviera y refleja la relación directa entre la exigencia de QoS y la utilización de recursos operativos.

Los resultados obtenidos permiten establecer tres conclusiones principales:

1. Tanto las instancias Riviera como las Tlax capturan adecuadamente las carac-

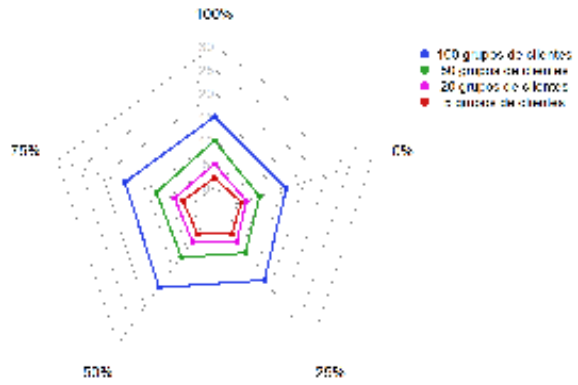


Figura 5.10: Cantidad promedio de vehículos a utilizar al resolver las instancias Tlaxcala con el DHS, utilizando diferentes niveles de servicio (0 %, 25 %, 50 %, 75 %, 100 %).

terísticas del problema, siendo la dificultad computacional comparable entre ambas familias.

2. El modelo CP permite evaluar la dificultad de las instancias a través del GAP, aunque su uso queda limitado a instancias pequeñas (hasta 20 grupos de clientes) dentro del tiempo de cómputo establecido.

3. El DHS con $k = 4$ ofrece soluciones de calidad en tiempos reducidos, demostrando ser una herramienta práctica para escenarios operativos con alta demanda, donde el CP resulta inviable.

En conjunto, la combinación de CP (para medir GAP y dificultad) y DHS (para obtener soluciones rápidas y de calidad) proporciona una validación robusta y complementaria de los métodos propuestos.

Capítulo 6

Conclusiones

Este capítulo presenta las conclusiones generales derivadas del trabajo desarrollado a lo largo de esta tesis. Se retoman los objetivos planteados en el Capítulo 1 y se muestra, para cada uno de ellos, cómo fueron alcanzados mediante los desarrollos teóricos, metodológicos y computacionales realizados. Asimismo, se discuten las limitaciones del estudio y se proponen líneas de investigación futura.

6.1 Logro de los objetivos planteados

Objetivo general. El objetivo principal de esta investigación fue diseñar y desarrollar un sistema de apoyo a la decisión basado en modelos matemáticos y algoritmos de optimización innovadores para mejorar la gestión del transporte en la industria turística.

En respuesta a este objetivo, se desarrolló un sistema de apoyo a la decisión compuesto por: (i) dos modelos matemáticos exactos (Programación Lineal Entera Mixta y Programación con Restricciones) que representan formalmente el problema de transporte de grupos turísticos con recolecciones y entregas múltiples; (ii) una heurística constructiva para la generación rápida de soluciones iniciales; (iii) una heurística de descenso con perturbaciones (DHS) para la mejora iterativa de solucio-

nes; y (iv) un banco de instancias de prueba que incluye casos públicos (Riviera) y sintéticos realistas (Tlax). El sistema fue validado experimentalmente, demostrando eficiencia computacional, calidad de soluciones y adaptabilidad a diferentes escenarios operativos.

Objetivo específico 1. Analizar el problema de gestión de transporte en agencias turísticas, identificando sus limitaciones operativas y los requerimientos clave para equilibrar la calidad de servicio y su rentabilidad.

Se realizó una revisión sistemática de la literatura sobre problemas de ruteo de vehículos (VRP), problemas de recolección y entrega (PDP) y, particularmente, del problema Dial–a–Ride (DARP). A partir de este análisis, se identificaron las limitaciones de los enfoques existentes para el caso del transporte turístico con grupos que requieren múltiples recolecciones y entregas. Se definió formalmente el Problema Dial–a–Tour (DATP), especificando sus restricciones operativas (capacidad de los vehículos, precedencia de los nodos, tiempos máximos de viaje, posibilidad de transbordos) y los requerimientos de calidad de servicio que equilibran la satisfacción del usuario con la rentabilidad del operador.

Objetivo específico 2. Formular modelos de optimización (lineal entera mixta y/o programación con restricciones) que representen de manera precisa la problemática bajo estudio.

Se formularon dos modelos matemáticos exactos para el DATP. El primero corresponde a una formulación de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) que captura las restricciones de ruteo, capacidad y precedencia. El segundo emplea Programación con Restricciones (CP), utilizando modelación basada en intervalos, secuencias y presencia de actividades. Ambos modelos fueron implementados en CPLEX 22.1 y validados sobre instancias pequeñas, demostrando su capacidad para representar fielmente el problema.

Objetivo específico 3. Diseñar e implementar algoritmos de optimización avan-

zados para resolver el problema de manera eficiente, garantizando escalabilidad y aplicabilidad en entornos reales.

Se diseñaron e implementaron dos algoritmos heurísticos. El primero es una heurística constructiva basada en reglas de asignación secuencial basada en un criterio de inserción greedy, utilizada también como punto de partida (*MIPStart* y *CPStart*) para los modelos exactos. El segundo es una heurística de descenso con perturbaciones (DHS) que sigue un esquema de destrucción–reparación parametrizado por un operador de inserción *k–buffer*. Se evaluaron diferentes valores de k (2, 3, 4), determinando que $k = 4$ ofrece el mejor equilibrio entre calidad de solución y tiempo de cómputo. El DHS demostró escalar adecuadamente a instancias de mayor tamaño donde los modelos exactos resultan inviables.

Objetivo específico 4. Generar un banco de instancias de prueba basado en datos reales y escenarios simulados.

Se generaron dos familias de instancias. La primera, denominada tipo Riviera, utilizadas para validar los modelos y algoritmos. Y la segunda, denominada tipo Tlax, fue diseñada a partir de datos reales proporcionados por agencias de transporte turístico en el estado de Tlaxcala.

Objetivo específico 5. Evaluar el desempeño computacional y la calidad de las soluciones de los modelos y algoritmos propuestos mediante experimentación numérica en el banco de instancias.

Se realizó una extensa experimentación sobre el banco de instancias. Los resultados muestran que: (i) el modelo CP supera al MILP en tiempo de cómputo y número de soluciones óptimas encontradas; (ii) el DHS con $k = 4$ obtiene en promedio, mejores soluciones que CP en porcentaje en casi todas las instancias analizadas; (iii) los modelos exactos son viables hasta 5 grupos de clientes, mientras que el DHS resuelve eficientemente instancias de hasta 15 grupos; (iv) la calidad de servicio ofrecida tiene un impacto limitado en el desempeño en comparación con el tamaño del

problema.

6.2 Contribuciones de la tesis

A partir de los logros alcanzados, se identifican las siguientes contribuciones originales:

- Se definió formalmente el Problema Dial–a–Tour (DATP) como una nueva variante del transporte bajo demanda con recolecciones y entregas múltiples, acoplamiento de pares y posibilidad de transbordos, diferenciándolo del DARP clásico.
- Se propusieron dos formulaciones exactas (MILP y CP) para el DATP, junto con una heurística constructiva y una heurística de descenso con perturbaciones (DHS) con operador de inserción definido como *k–buffer*.
- Se generó un banco de instancias (Riviera y Tlax) que queda disponible para la comunidad académica. Se determinó experimentalmente la configuración óptima del operador k para el DHS.
- Los resultados fueron validados con datos reales de agencias de transporte turístico en Tlaxcala (instancias Tlax), demostrando la aplicabilidad del sistema de apoyo a la decisión en entornos operativos reales.

6.3 Limitaciones del estudio

A pesar de los resultados positivos, esta investigación presenta limitaciones que deben reconocerse:

- Los experimentos obtuvieron buenos resultados a instancias de hasta 10 grupos de clientes debido a la complejidad computacional de los modelos exactos.
- No se consideraron ventanas de tiempo en la formulación principal, lo que restringe la aplicabilidad a contextos con restricciones temporales estrictas.
- La flota de vehículos se asumió homogénea, lo que no refleja necesariamente la realidad operativa de todas las agencias.
- El DHS, aunque eficiente, no garantiza optimalidad global y su desempeño puede depender de la configuración de parámetros.

6.4 Trabajo futuro

A partir de los hallazgos y limitaciones de esta tesis, se proponen las siguientes líneas de investigación:

- Incorporar ventanas de tiempo en los nodos de recolección y entrega, así como considerar flotas de vehículos heterogéneos (capacidades variables, diferentes costos operativos).
- Extender el modelo a un enfoque multiobjetivo que penalice explícitamente la calidad de servicio percibida por el usuario (tiempo de espera, exceso de tiempo de viaje).
- Estudiar variantes donde el tamaño de un grupo de turistas supere la capacidad de un vehículo, requiriendo división del grupo o asignación de múltiples vehículos.
- Adaptar instancias de problemas similares reportados en la literatura para comparar los métodos propuestos con enfoques existentes.

- Desarrollar versiones paralelizadas del DHS o explorar metaheurísticas alternativas (búsqueda tabú, algoritmos genéticos, colonia de hormigas) para abordar instancias de mayor escala.

- Implementar un prototipo piloto en colaboración con una agencia de transporte turístico para validar el sistema en un entorno operativo real durante un período extendido.

Los resultados de este trabajo fueron publicados en la revista *Computers & Operations Research* en 2025 y diseminados en diversos eventos como el IV Encuentro Nacional de Estudiantes de Posgrados en Matemáticas, el XXXVIII Coloquio Víctor Neumann–Lara de Teoría de las Gráficas, Combinatoria y sus Aplicaciones, el 55 Congreso Nacional de la Sociedad Matemática Mexicana, el X Congreso de la Sociedad Mexicana de Investigación de Operaciones, el I Taller en Ingeniería de la Decisión y sus Aplicaciones a la Ingeniería de Sistemas y en el Coloquio de Investigación Multidisciplinaria 2021.

Apéndice A

Fundamentos Metodológicos

Este apéndice presenta los fundamentos metodológicos que sustentan las técnicas de optimización utilizadas en los Capítulos 3 y 4. El objetivo es proporcionar al lector una base conceptual que complemente la descripción de los modelos y algoritmos, sin interrumpir el flujo principal de la tesis.

En primer lugar, se introducen los conceptos básicos de las heurísticas, su clasificación y su papel en la generación de soluciones iniciales para problemas de optimización combinatoria. Se describe el uso de *MIPStart* como técnica para acelerar la convergencia de los modelos MILP, así como la función de las heurísticas constructivas en este contexto. Posteriormente, se presentan los fundamentos de la Programación con Restricciones (CP) y los operadores utilizados en la formulación del modelo CP propuesto en el Capítulo 3. Finalmente, se incluye una tabla resumen con la descripción de los operadores de CP empleados en el modelo.

A.1 Fundamentos teóricos de las heurísticas

El término *heurística* proviene de la palabra griega antigua *heuriskein*, que significa descubrir o explorar [Schwarzbach and Schmitt, 2024] y son especialmente valiosas en la resolución de problemas de optimización dentro de la investigación de

operaciones.

Un método heurístico es un procedimiento diseñado para encontrar una solución factible y de alta calidad para un problema específico, aunque no necesariamente la solución óptima. Aunque no se puede garantizar la calidad de la solución final, un buen método heurístico puede acercarse mucho a la solución óptima o, al menos, determinar si no existe una solución que mejore significativamente la encontrada.

Estos métodos suelen ser eficientes y adecuados para manejar problemas grandes y complejos, ya que muchos no pueden resolverse de manera exacta en un tiempo razonable [Thompson, 2024]. A menudo, se utilizan algoritmos iterativos innovadores en los que cada iteración busca una solución mejor que la anterior. Cuando el algoritmo concluye después de un tiempo razonable, la solución proporcionada es la mejor encontrada hasta ese momento.

Los métodos heurísticos se fundamentan en ideas simples y de sentido común sobre cómo encontrar una buena solución. Estas ideas se adaptan al problema específico en cuestión, lo que hace que los métodos heurísticos sean inherentemente *ad hoc*. Es decir, cada método suele diseñarse para abordar un tipo particular de problema en lugar de ser aplicable a una amplia gama de situaciones.

Estos métodos pueden clasificarse en dos grandes clases: *heurísticas clásicas*, desarrolladas principalmente entre 1960 y 1990, y *metaheurísticas*, cuyo crecimiento se ha producido en las últimas décadas. La mayoría de los procedimientos estándar de construcción y mejora que se utilizan hoy en día pertenecen a la primera clase. Estos métodos realizan una exploración relativamente limitada del espacio de búsqueda y suelen producir soluciones de buena calidad en tiempos de cálculo modestos [Laporte et al., 2014].

Por otra parte, en la literatura se han desarrollado diferentes heurísticas para el VRP clásico, en el trabajo de Laporte and Semet [2002] se presenta una clasificación de tres categorías: las *heurísticas constructivas* construyen gradualmente una solución factible mientras se tiene en cuenta el costo de la solución, pero no contie-

nen una fase de mejora. En las *heurísticas de dos fases*, el problema se descompone en sus dos componentes naturales, la agrupación de vértices en rutas factibles y la construcción de la ruta real, con posibles bucles de retroalimentación entre las dos etapas. Por último, los *métodos de mejora* intentan mejorar cualquier solución factible realizando una secuencia de intercambios de aristas o vértices dentro o entre las rutas de los vehículos.

Las heurísticas constructivas son métodos que construyen soluciones paso a paso, añadiendo elementos uno a uno hasta obtener una solución completa. Estas heurísticas se utilizan frecuentemente para generar una solución inicial que luego puede ser refinada o mejorada mediante otros métodos. En el contexto de Problemas de Programación Lineal Entera Mixta (MILP), estas soluciones iniciales proporcionadas por heurísticas constructivas pueden servir como puntos de partida para algoritmos de mejora.

En el campo de la optimización, particularmente en los MILP, la eficiencia y calidad de las soluciones pueden ser significativamente mejoradas mediante técnicas específicas como *MIPStart* y heurísticas constructivas. Estos métodos se utilizan para optimizar el proceso de búsqueda de soluciones y acelerar el tiempo de resolución. Este informe detalla cómo se relacionan estas técnicas y cómo contribuyen a la solución de problemas complejos de optimización.

MIPStart es una técnica específica dentro de los solvers de programación matemática que se utiliza para proporcionar una solución inicial al solver. Esta técnica puede utilizarse para iniciar la búsqueda de soluciones del MILP a partir de una solución preliminar, que puede ser obtenida de diversas fuentes, como problemas resueltos previamente o conocimientos específicos del problema en cuestión.

Las heurísticas constructivas juegan un papel crucial en la generación de soluciones iniciales que pueden ser utilizadas por *MIPStart*. Estas heurísticas proporcionan una solución preliminar que puede ser empleada para iniciar el proceso de optimización con el solver. Al utilizar *MIPStart* con una solución generada heurísti-

camente, el solver no comienza desde cero, sino que arranca desde un punto cercano a una solución óptima. Esto puede reducir significativamente el tiempo de cálculo y mejorar la calidad de la solución final.

Una solución inicial proporcionada para un MILP puede ser factible, no factible o incompleta. Aunque una solución inicial no factible puede suponer un reto adicional, optimizadores como CPLEX, Gurobi o SCIP incorporan mecanismos para depurarla, como el refinador de conflictos, la reparación automática o la relajación de restricciones, según corresponda. Esto permite identificar y corregir problemas en el modelo inferido a partir de los pares variable–valor.

A.2 Programación con restricciones

La programación con restricciones se enfoca en resolver problemas mediante la definición de un conjunto de restricciones que limitan las posibles soluciones. Estas restricciones pueden ser de diferentes tipos, como restricciones numéricas, lógicas, de tiempo o de recursos, y se pueden combinar de diversas maneras para expresar relaciones complejas entre variables.

El objetivo de la programación de restricciones es encontrar una solución que satisfaga todas las restricciones impuestas y, en algunos casos, optimice un cierto criterio, como minimizar el costo o maximizar el rendimiento. Para lograr esto, se utilizan algoritmos de búsqueda y optimización que exploran el espacio de soluciones para encontrar la mejor opción posible.

La programación de restricciones se utiliza en una amplia variedad de campos, incluyendo la planificación, la logística, la optimización de recursos, la programación de horarios, el diseño de circuitos, entre otros. También se ha demostrado que es efectiva en la resolución de problemas combinatorios y en la generación automática de planes de acción.

Una de las herramientas para modelar y resolver problemas de CP es la que ofrece IBM (CP Optimizer), y su uso se divide en tres pasos:

1. Describir el problema: en este paso, se identifican las variables del problema, las limitaciones y las metas que se deben cumplir. Es importante tener una comprensión clara del problema para poder crear un modelo efectivo.

2. Crear modelos para el problema: una vez que se ha descrito el problema, se crea un modelo que lo represente. Un modelo de programación de restricciones básico consta de variables y limitaciones de decisión en dichas variables. En este paso, se definen las variables, se establecen las limitaciones y se definen las funciones objetivo.

3. Buscar soluciones al modelo del problema: una vez que se ha creado el modelo, se busca una solución que cumpla todas las limitaciones y objetivos establecidos. Para encontrar una solución, se utilizan técnicas de propagación de restricciones y búsqueda. La propagación de restricciones se utiliza para reducir el espacio de búsqueda y mejorar la eficiencia, mientras que la búsqueda se utiliza para explorar el espacio de soluciones en busca de una solución factible.

La Tabla A.1 resume los operadores utilizados en la formulación mediante CP, implementada en el lenguaje de modelado OPL (Lenguaje de programación de optimización). Estos operadores, documentados en el manual oficial de CP Optimizer [IBM, 2022], permiten expresar restricciones complejas propias de problemas combinatorios.

Tabla A.1: Descripción de los operadores de CP

Restricción	Descripción
$presenceOf(\alpha)$	Indica que el intervalo α debe estar presente.
$span(\alpha, B)$	El intervalo α (si está presente) abarca todos los intervalos presentes del conjunto B.
$alternative(\alpha, \mathrm{B})$	Si el intervalo α está presente, entonces exactamente uno de los intervalos de B está presente y α empieza y termina simultáneamente con este elemento seleccionado.
$noOverlap(B, dist)$	Garantiza que la secuencia de variables de intervalo en el conjunto B no se solape. La matriz *dist* especifica tiempos dependientes de la secuencia para cada par de actividades. Los intervalos ausentes son ignorados.
$lengthOf(\alpha)$	Especifica la longitud del intervalo α si está presente.
$startOf(\alpha)$	Representa el tiempo de inicio del intervalo α.
$endOf(\alpha)$	Representa el tiempo de finalización del intervalo α.
$endBeforeStart(\alpha, \beta)$	Indica que el final de una variable de intervalo α es menor que o igual al inicio de una variable de intervalo determinada β.
$step(\alpha, height)$	Define una función acumulativa del valor *height* durante el intervalo α.

Apéndice B

Pruebas preliminares de rendimiento del modelo MILP

Este apéndice complementa el Capítulo 5 al presentar análisis adicionales sobre el rendimiento computacional del modelo MILP. Estos experimentos no se incluyeron en el cuerpo principal de la tesis porque corresponden a pruebas preliminares que, aunque no forman parte del diseño experimental central, fueron determinantes para establecer la configuración final de los parámetros de ejecución.

En particular, se evalúa el impacto de la técnica *MIPStart* sobre la convergencia del modelo MILP, comparando tiempos de ejecución de 600 s y 3600 s. Los resultados permiten justificar la elección del límite de tiempo de 600 s como criterio de parada para todos los experimentos reportados en el Capítulo 5, ya que no se observan mejoras significativas al extender el tiempo de cómputo.

B.1 Resultados obtenidos usando *MIPStart*

Los experimentos realizados sobre las distintas instancias revelan que el modelo MILP exhibe un desempeño computacional extremadamente lento. Con un tiempo límite de 3600 s, aproximadamente el 97 % de las experimentaciones finalizaron sin

haber encontrado ninguna solución factible.

Para evaluar la convergencia del modelo MILP, se diseñó una experimentación apoyada en el Greedy mediante la activación de la opción *MIPStart*. Las instancias fueron resueltas con tiempos máximos de 600 s y 3600 s, manteniendo un nivel de calidad de servicio del 50 %. La Tabla B.1 resume los GAP(%) promedio de optimalidad obtenidos. Los resultados indican que, en términos generales, no existe una variación relevante entre ambas configuraciones, salvo una ligera diferencia observada en una sola instancia.

Tabla B.1: GAP(%) promedio reportado por CPLEX después de 600 s y 3600 s, al resolver las instancias tipo Riviera usando MILP y utilizando un nivel de calidad de servicio del 50 %.

	5 grupos		50 grupos		100 grupos	
Instancias	**600 s**	**3600 s**	**600 s**	**3600 s**	**600 s**	**3600 s**
Clase 0	5.00	5.00	67.80	67.80	69.70	69.70
Clase 1	10.00	10.00	79.90	79.90	79.10	79.10
Clase 2	45.00	45.00	81.50	81.50	81.70	81.70
Clase 3	46.70	46.70	81.90	81.90	83.00	83.00
Clase 4	51.70	50.00	82.30	82.30	83.90	83.90
Promedio	**31.68**	**31.34**	**78.68**	**78.68**	**79.48**	**79.48**

Con esta información se decidió realizar *toda* la experimentación con un criterio de parada para el optimizador de 600 s.

Apéndice C

Resultados complementarios del operador de inserción

En este apéndice se presentan las gráficas completas correspondientes al análisis del operador de inserción para los valores de $k = 2, 3, 4$, desglosadas por cada una de los cinco tipos de clases de instancias que se tiene. En el Capítulo 5 se discuten las tendencias principales; a continuación se muestran los detalles completos para consulta del lector.

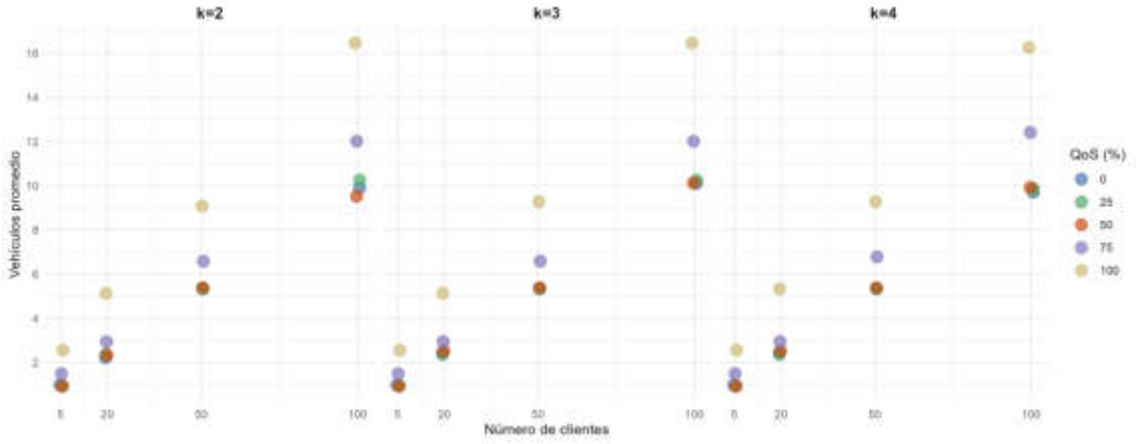


Figura C.1: Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 0 con $k = 2, 3, 4$.

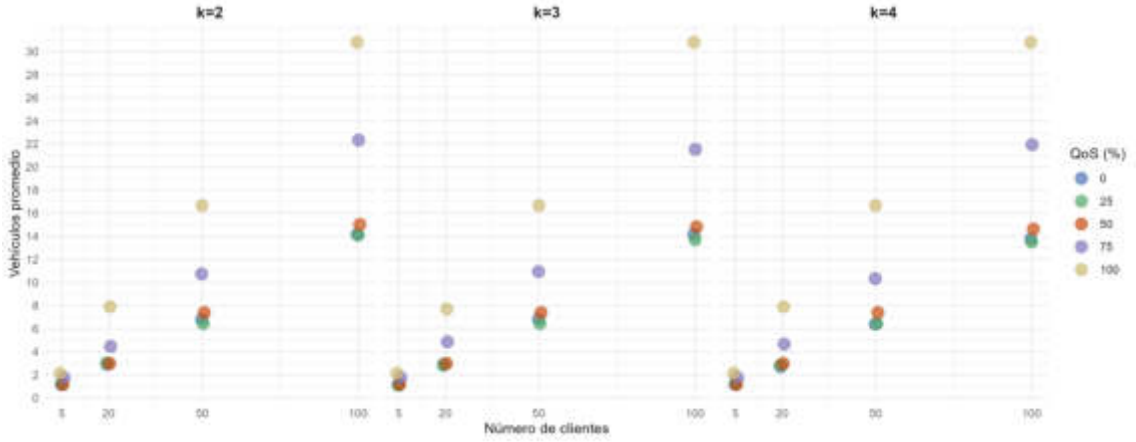


Figura C.2: Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 1 con $k = 2, 3, 4$.

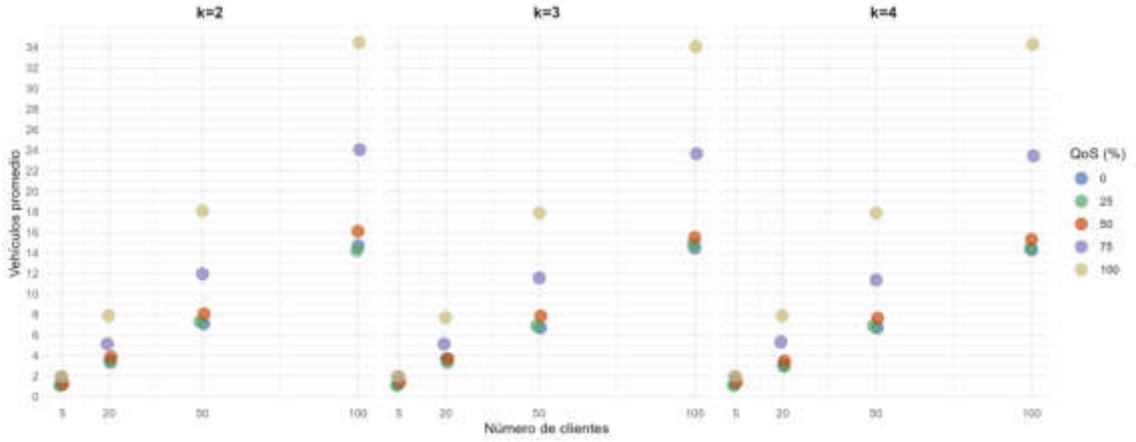


Figura C.3: Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 2 con $k = 2, 3, 4$.

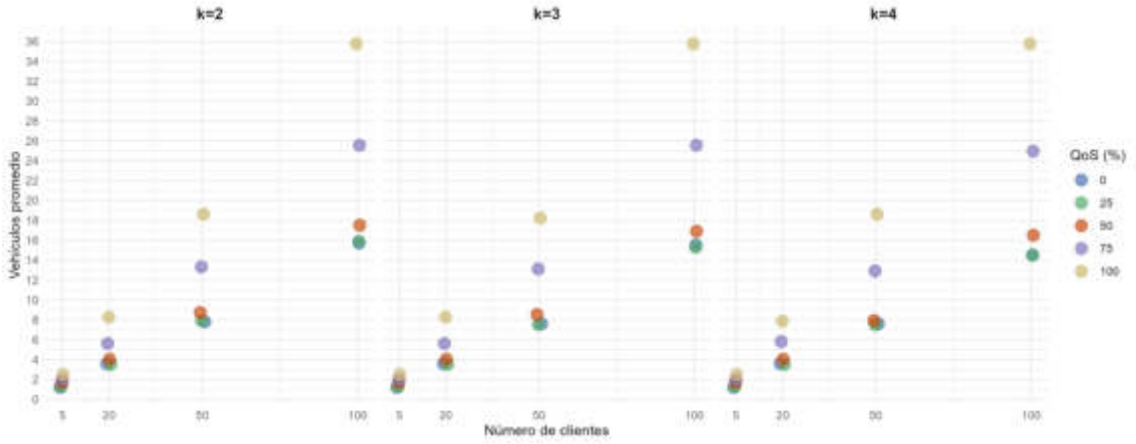


Figura C.4: Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 3 con $k = 2, 3, 4$.

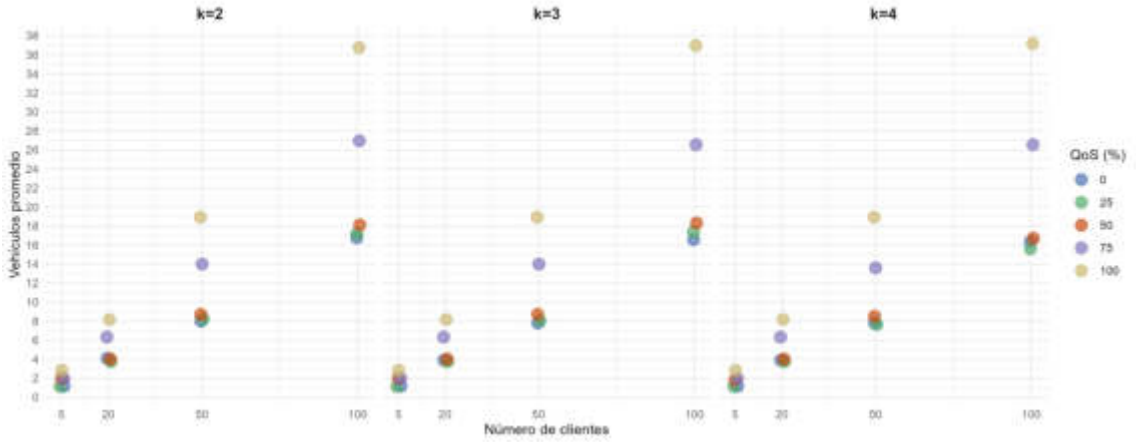


Figura C.5: Promedio de vehículos a utilizar para la Clase 4 con $k = 2, 3, 4$.

Bibliografía

B. Aghaabdollahian, B. Javadi, and A. Aazami. An overview of vehicle routing problems: A comprehensive classification and description of types. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 36:101808, March 2026. ISSN 2590-1982. doi:10.1016/j.trip.2025.101808.

R. Baldacci, V. Maniezzo, and A. Mingozzi. An exact method for the car pooling problem based on lagrangean column generation. *Operations Research*, 52(3):422–439, June 2004. ISSN 1526-5463. doi:10.1287/opre.1030.0106.

M. Battarra, J.-F. Cordeau, and M. Iori. Chapter 6: Pickup-and-delivery problems for goods transportation. In *Vehicle Routing*, pages 161–191. Society for Industrial and Applied Mathematics, November 2014a. doi:10.1137/1.9781611973594.ch6.

M. Battarra, J.-F. Cordeau, and M. Iori. Chapter 6: Pickup-and-delivery problems for goods transportation. In *Vehicle Routing*, pages 161–191. Society for Industrial and Applied Mathematics, November 2014b. doi:10.1137/1.9781611973594.ch6.

C. Bongiovanni, N. Geroliminis, and M. Kaspi. A ride time-oriented scheduling algorithm for dial-a-ride problems. *Computers & Operations Research*, 165:106588, May 2024. ISSN 0305-0548. doi:10.1016/j.cor.2024.106588.

R. W. Calvo and A. Colorni. An effective and fast heuristic for the dial-a-ride problem. *4OR*, 5(1):61–73, July 2006. ISSN 1614-2411. doi:10.1007/s10288-006-0018-0.

J. Christiaens, H. Çalik, T. Wauters, R. Chirayil Chandrasekharan, and G. Vanden Berghe. The prisoner transportation problem. *European Journal of Operational Research*, 284(3):1058–1073, August 2020. ISSN 0377-2217. doi:10.1016/j.ejor.2020.01.027.

J.-F. Cordeau. A branch-and-cut algorithm for the dial-a-ride problem. *Oper. Res.*, 54:573–586, 2006. doi:10.1287/opre.1060.0283.

J.-F. Cordeau and G. Laporte. A tabu search heuristic for the static multi-vehicle dial-a-ride problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 37(6):579–594, July 2003. ISSN 0191-2615. doi:10.1016/s0191-2615(02)00045-0.

J.-F. Cordeau and G. Laporte. The dial-a-ride problem: models and algorithms. *Annals of Operations Research*, 153(1):29–46, May 2007. doi:10.1007/s10479-007-0170-8.

J.-F. Cordeau, G. Laporte, J.-Y. Potvin, and M. W. P. Savelsbergh. Chapter 7 transportation on demand. In C. Barnhart and G. Laporte, editors, *Transportation*, volume 14 of *Handbooks in Operations Research and Management Science*, pages 429–466. Elsevier, 2007. doi:10.1016/S0927-0507(06)14007-4.

G. B. Dantzig and J. H. Ramser. The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1):80–91, October 1959. doi:10.1287/mnsc.6.1.80.

G. Desaulniers, J. Desrosiers, A. Erdmann, M. M. Solomon, and F. Soumis. *9. VRP with Pickup and Delivery*, pages 225–242. Society for Industrial and Applied Mathematics, January 2002. ISBN 9780898718515. doi:10.1137/1.9780898718515.ch9.

K. F. Doerner and J.-J. Salazar-González. Chapter 7: Pickup-and-delivery problems for people transportation. In *Vehicle Routing*, pages 193–212. Society for Industrial and Applied Mathematics, November 2014. doi:10.1137/1.9781611973594.ch7.

W. A. Ellegood, S. Solomon, J. North, and J. F. Campbell. School bus routing problem: Contemporary trends and research directions. *Omega*, 95:102056, September 2020. doi:10.1016/j.omega.2019.03.014.

L. Ferreira, M. V. M. Maciel, J. V. de Carvalho, E. Silva, and F. P. Alvelos. A new effective heuristic for the prisoner transportation problem. *European Journal of Operational Research*, 323(3):753–766, June 2025. ISSN 0377-2217. doi:10.1016/j.ejor.2025.01.029.

T. Garaix, C. Artigues, D. Feillet, and D. Josselin. Optimization of occupancy rate in dial-a-ride problems via linear fractional column generation. *Computers & Operations Research*, 38(10):1435–1442, October 2011. doi:10.1016/j.cor.2010.12.014.

K. Gkiotsalitis and A. Nikolopoulou. The multi-vehicle dial-a-ride problem with interchange and perceived passenger travel times. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 156:104353, November 2023. ISSN 0968-090X. doi:10.1016/j.trc.2023.104353.

J. Grimm. *Dial-A-Ride Problems in Transportation Service*. Springer Nature Switzerland, 2024. ISBN 9783031663468. doi:10.1007/978-3-031-66346-8.

T. Gschwind and S. Irnich. Effective handling of dynamic time windows and its application to solving the dial-a-ride problem. *Transportation Science*, 49(2):335–354, May 2015. ISSN 1526-5447. doi:10.1287/trsc.2014.0531.

H. Hernández-Pérez and J.-J. Salazar-González. The multi-commodity one-to-one pickup-and-delivery traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 196(3):987–995, August 2009. ISSN 0377-2217. doi:10.1016/j.ejor.2008.05.009.

S. C. Ho, W. Y. Szeto, Y.-H. Kuo, J. M. Y. Leung, M. Petering, and T. W. H. Tou. A survey of dial-a-ride problems: Literature review and recent developments. *Transportation Research Part B: Methodological*, 111:395–421, May 2018. doi:10.1016/j.trb.2018.02.001.

IBM. *CP Optimizer User's Manual*, 2022. URL `https://www.ibm.com/docs/es/icos/22.1.1?topic=optimizer-cp-users-manual`.

S. Irnich, P. Toth, and D. Vigo. Chapter 1: The family of vehicle routing problems. In *Vehicle Routing*, pages 1–33. Society for Industrial and Applied Mathematics, November 2014. doi:10.1137/1.9781611973594.ch1.

J.-J. Jaw, A. R. Odoni, H. N. Psaraftis, and N. H. M. Wilson. A heuristic algorithm for the multi-vehicle advance request dial-a-ride problem with time windows. *Transportation Research Part B: Methodological*, 20(3):243–257, June 1986. ISSN 0191-2615. doi:10.1016/0191-2615(86)90020-2.

J. Jodeau, N. Absi, R. Chevrier, and D. Feillet. The rail-road dial-a-ride problem. *European Journal of Operational Research*, 318(2):486–499, October 2024. ISSN 0377-2217. doi:10.1016/j.ejor.2024.05.036.

R. M. Jorgensen, J. Larsen, and K. B. Bergvinsdottir. Solving the dial-a-ride problem using genetic algorithms. *Journal of the Operational Research Society*, 58(10): 1321–1331, October 2007. ISSN 1476-9360. doi:10.1057/palgrave.jors.2602287.

G. Laporte and F. Semet. *5. Classical Heuristics for the Capacitated VRP*, pages 109–128. Society for Industrial and Applied Mathematics, January 2002. ISBN 9780898718515. doi:10.1137/1.9780898718515.ch5.

G. Laporte, S. Ropke, and T. Vidal. *Chapter 4: Heuristics for the Vehicle Routing Problem*, pages 87–116. Society for Industrial and Applied Mathematics, November 2014. ISBN 9781611973594. doi:10.1137/1.9781611973594.ch4.

J. Li, X. Guo, R. Lu, and P. Liu. Bus route design problem for rural tourism objectives: A multiobjective approach. *Journal of Advanced Transportation*, 2022: 1–16, December 2022. doi:10.1155/2022/1339598.

M. Liu, Z. Luo, and A. Lim. A branch-and-cut algorithm for a realistic dial-a-ride problem. *Transportation Research Part B-methodological*, 81:267–288, 2015. doi:10.1016/j.trb.2015.05.009.

I. Malheiros, R. Ramalho, B. Passeti, T. Bulhões, and A. Subramanian. A hybrid algorithm for the multi-depot heterogeneous dial-a-ride problem. *Computers & Operations Research*, 129:105196, May 2021. ISSN 0305-0548. doi:10.1016/j.cor.2020.105196.

N. Marković, R. Nair, P. Schonfeld, E. Miller-Hooks, and M. Mohebbi. Optimizing dial-a-ride services in maryland: Benefits of computerized routing and scheduling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 55:156–165, June 2015. ISSN 0968-090X. doi:10.1016/j.trc.2015.01.011.

R. Masson, F. Lehuédé, and O. Péton. The dial-a-ride problem with transfers. *Computers & Operations Research*, 41:12–23, January 2014a. ISSN 0305-0548. doi:10.1016/j.cor.2013.07.020.

R. Masson, S. Ropke, F. Lehuédé, and O. Péton. A branch-and-cut-and-price approach for the pickup and delivery problem with shuttle routes. *European Journal of Operational Research*, 236(3):849–862, August 2014b. doi:10.1016/j.ejor.2013.08.042.

E. Melachrinoudis, A. B. Ilhan, and H. Min. A dial-a-ride problem for client transportation in a health-care organization. *Computers & Operations Research*, 34(3): 742–759, March 2007. ISSN 0305-0548. doi:10.1016/j.cor.2005.03.024.

L. Melis and K. Sörensen. The static on-demand bus routing problem: large neighborhood search for a dial-a-ride problem with bus station assignment. *International Transactions in Operational Research*, 29(3):1417–1453, September 2021. doi:10.1111/itor.13058.

L. Melis, M. Queiroz, and K. Sörensen. The integrated on-demand bus routing problem: Combining on-demand buses with a high-frequency fixed line public transport network. *Comput. Oper. Res.*, 164:106554, 2024. doi:10.1016/j.cor.2024.106554.

Y. Molenbruch, K. Braekers, and A. Caris. Typology and literature review for dial-a-ride problems. *Annals of Operations Research*, 259(1-2):295–325, May 2017. doi:10.1007/s10479-017-2525-0.

Y. Molenbruch, K. Braekers, O. Eisenhandler, and M. Kaspi. The electric dial-a-ride problem on a fixed circuit. *Transportation Science*, 57(3):594–612, May 2023. ISSN 1526-5447. doi:10.1287/trsc.2023.1208.

P. Oxley. Dial/a/ride: a review. *Transportation Planning and Technology*, 6(3): 141–148, 1980. doi:10.1080/03081068008717184.

J. Paquette, J.-F. Cordeau, and G. Laporte. Quality of service in dial-a-ride operations. *Computers & Industrial Engineering*, 56(4):1721–1734, 2009. ISSN 0360-8352. doi:10.1016/j.cie.2008.07.005.

J. Park and B.-I. Kim. The school bus routing problem: A review. *European Journal of Operational Research*, 202(2):311–319, April 2010. ISSN 0377-2217. doi:10.1016/j.ejor.2009.05.017.

S. N. Parragh. Introducing heterogeneous users and vehicles into models and algorithms for the dial-a-ride problem. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19(5):912–930, August 2011. ISSN 0968-090X. doi:10.1016/j.trc.2010.06.002.

A. Perez. 7 - quality of service principles. In A. Perez, editor, *Implementing IP and Ethernet on the 4G Mobile Network*, pages 117–135. Elsevier, 2017. ISBN 978-1-78548-238-0. doi:10.1016/B978-1-78548-238-0.50007-8.

L. Portell and H. Ramalhinho. The rich heterogeneous dial-a-ride problem with trip time prediction. *International Transactions in Operational Research*, January 2024. ISSN 1475-3995. doi:10.1111/itor.13415.

H. N. Psaraftis. A dynamic programming solution to the single vehicle many-to-many immediate request dial-a-ride problem. *Transportation Science*, 14:130–154, 1980. doi:10.1287/trsc.14.2.130.

Y. Rist and M. A. Forbes. A new formulation for the dial-a-ride problem. *Transportation Science*, 55(5):1113–1135, September 2021. ISSN 1526-5447. doi:10.1287/trsc.2021.1044.

S. Røpke, J.-F. Cordeau, and G. Laporte. Models and branch-and-cut algorithms for pickup and delivery problems with time windows. *Networks*, 49, 2007. doi:10.1002/net.20177.

C. M. Schenekemberg, A. A. Chaves, T. A. Guimarães, and L. C. Coelho. Hybrid metaheuristic for the dial-a-ride problem with private fleet and common carrier integrated with public transportation. *Annals of Operations Research*, July 2024. ISSN 1572-9338. doi:10.1007/s10479-024-06136-9.

A. Schulz and C. Pfeiffer. A branch-and-cut algorithm for the dial-a-ride problem with incompatible customer types. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 181:103394, January 2024. ISSN 1366-5545. doi:10.1016/j.tre.2023.103394.

L. Schwarzbach and R. Schmitt. *Heuristic Methods*, pages 131–154. Springer Nature Switzerland, 2024. ISBN 978-3-031-47206-0. doi:10.1007/978-3-031-47206-0_7.

D. M. Stein. Scheduling dial-a-ride transportation systems. *Transportation Science*, 12:232–249, 1978. doi:10.1287/trsc.12.3.232.

Y. Su, N. Dupin, S. N. Parragh, and J. Puchinger. A branch-and-price algorithm for the electric autonomous dial-a-ride problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 186:103011, August 2024. ISSN 0191-2615. doi:10.1016/j.trb.2024.103011.

J. Thompson. *Heuristics: An Overview*, pages 1149–1177. Springer Nature Singapore, 2024. ISBN 978-981-97-3820-5. doi:10.1007/978-981-97-3820-5_32.

C.-H. Timothée, V. Samuel, and M. Thibaud. The assignment-dial-a-ride-problem. *Health Care Management Science*, 26(4):770–784, October 2023. ISSN 1572-9389. doi:10.1007/s10729-023-09655-2.

P. Toth and D. Vigo. Heuristic algorithms for the handicapped persons transportation problem. *Transportation Science*, 31(1):60–71, February 1997. ISSN 1526-5447. doi:10.1287/trsc.31.1.60.

P. Toth and D. Vigo. 1. an overview of vehicle routing problems. In *The Vehicle Routing Problem*, pages 1–26. Society for Industrial and Applied Mathematics, January 2002. doi:10.1137/1.9780898718515.ch1.

P. Vansteenwegen, L. Melis, D. Aktaş, B. D. Galarza Montenegro, F. Sartori Vieira, and K. Sörensen. A survey on demand-responsive public bus systems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 137:103573, 2022.

D. Wolfinger. A large neighborhood search for the pickup and delivery problem with time windows, split loads and transshipments. *Computers & Operations Research*, 126:105110, February 2021. doi:10.1016/j.cor.2020.105110.

D. Wolfinger and J.-J. Salazar-González. The pickup and delivery problem with split loads and transshipments: A branch-and-cut solution approach. *European Journal of Operational Research*, 289(2):470–484, March 2021. doi:10.1016/j.ejor.2020.07.032.

H. Zhang, H. Ge, J. Yang, and Y. Tong. Review of vehicle routing problems: Models, classification and solving algorithms. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(1):195–221, April 2021. ISSN 1886-1784. doi:10.1007/s11831-021-09574-x.

Resumen autobiográfico

Erick Cervantes Mendieta

Candidato para obtener el grado de
Doctorado en Ingeniería de Sistemas

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:
Modelos y algoritmos de optimización para el Problema Dial–a–Tour

Nació en la ciudad de Córdoba, Veracruz. En el año 2002, empezó sus estudios superiores en la Facultad de Ciencias Básicas, Ingeniería y Tecnología de la Universidad Autónoma de Tlaxcala, en donde obtuvo el grado de Licenciado en Matemáticas Aplicadas en el 2007. En 2011, obtuvo el grado de Maestro en Ingeniería Industrial otorgado por el Instituto Tecnológico de Orizaba. Desde 2012 se ha desarrollado profesionalmente como docente y ha impartido clases en nivel básico, medio superior y superior en el área de las Matemáticas.