



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

OPTIMIZACIÓN REACTIVA PARA ITINERARIOS DE AVIONES CARGUEROS DE CORTO PLAZO

JULIO ALONSO MORA OLIVARES

Tesis para optar al grado de
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:
FELIPE DELGADO BREINBAUER

Santiago de Chile, (Mayo, 2016)

© 2016, Julio Mora O.



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

OPTIMIZACIÓN REACTIVA PARA ITINERARIOS DE AVIONES CARGUEROS DE CORTO PLAZO

JULIO ALONSO MORA OLIVARES

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

FELIPE DELGADO BREINBAUER

HOMERO LARRAÍN IZQUIERDO

PABLO REY

MARCELO GUARINI

Para completar las exigencias del grado de
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, (Mayo, 2016)

*A mi abuela, familia, amigos y
Natalia, por todo su apoyo, consejo y
confianza.*

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, agradezco a mis padres quienes con su constante esfuerzo y apoyo hicieron posible que pudiera seguir mi vocación profesional y lograr mis metas.

En segundo lugar, agradezco a mi profesor supervisor, Felipe Delgado, quien estuvo siempre dispuesto a ayudarme en el desarrollo de esta tesis y por permitirme trabajar en esta investigación que satisfacía mi curiosidad y cumplía mis expectativas sobre la temática que deseaba abordar en mi post-grado.

En tercer lugar, quiero agradecer a todos quienes aportaron con sus ideas y conocimientos, como Maximiliano Maroto por darme las primeras luces de como formular el problema; José Tomás por ayudarme con sus destacados conocimientos en el lenguaje Python; Sebastián Gebhardt quien estuvo siempre dispuesto a colaborar; Ricardo Trincado por compartirme sus avances y conocimientos; Pablo Rey, Alejandro Cataldo, Jorge Vera, Sergio Fernández y Rafael Mira por responder a mis consultas y dudas; y al Departamento de Transporte y Logística por todo el apoyo que me brindaron para realizarme profesional y académicamente.

Finalmente, agradecer a Natalia y a todos mis amigos por respetar mis tiempos y comprender mis ausencias y dificultades para reunirme con ellos. También a mi jefa Lissette Isa por su preocupación, comprensión y darme los tiempos para avanzar en esta tesis.

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
ÍNDICE DE TABLAS	vii
ÍNDICE DE FIGURAS	ix
RESUMEN.....	x
ABSTRACT	xi
GLOSARIO.....	xii
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Motivación	1
1.2. Planificación de itinerarios cargueros	7
1.3. Definición del problema.....	9
1.4. Objetivos	10
1.5. Estructura de la Tesis	11
2. MARCO TEÓRICO	13
2.1. Diseño de itinerarios en el transporte aéreo de pasajeros.....	13
2.2. Diseño de itinerarios en el transporte aéreo de carga.....	16
2.3. Ruteo de vehículos y Pickup and Delivery	19
2.3.1. Métodos exactos para PDPTW	20
2.3.2. Heurísticas para PDPTW	22
2.3.3. Metaheurísticas para PDPTW	24
3. MODELACIÓN.....	30
3.1. Planificación base.....	32
3.2. Supuestos.....	35
3.3. Notación	37
3.4. Modelo matemático.....	39
3.5. Descomposición de Dantzig Wolfe y generación de columnas	44

3.5.1. Problema Maestro Restringido (PMr).....	46
3.5.2. k -Subproblema o Problema Satélite (k -SP)	48
4. METODOLOGÍA DE RESOLUCIÓN	49
4.1. Adaptive neighborhood search (ANS)	50
4.1.1. Construcción de la solución inicial factible	52
4.1.2. Búsqueda local	52
4.2. Algoritmo de Mezcla.....	58
4.2.1. Descripción general	59
4.2.2. ANS Mezcla.....	64
4.3. Enfoque Híbrido (GC-ANS)	65
5. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS OBTENIDOS	68
5.1. Descripción del experimento.....	69
5.2. Generación de pedidos	71
5.3. Indicadores operacionales y económicos	74
5.4. Elaboración de escenarios	76
5.5. Análisis de resultados.....	77
5.5.1. Análisis operacional y económico	82
5.5.2. Análisis de tramos de vuelo	84
5.5.3. Análisis de pedidos	86
6. CONCLUSIONES	91
6.1. Conclusiones de metodología.....	91
6.2. Conclusiones de resultados	93
6.3. Limitaciones y futuras líneas de investigación	94
BIBLIOGRAFIA.....	96
A N E X O S.....	101
Anexo A: METODOLOGÍA PARA PEDIDOS BORDE	102
Anexo B: MODELACIÓN DEL MANTENIMIENTO DE LOS AVIONES	105
Anexo C: MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA ASIGNAR CARGAS	106
Anexo D: MECANISMOS DE PREPROCESAMIENTO PARA MIP	108

Anexo E: CARACTERIZACIÓN DE LA DEMANDA.....	109
Anexo F: RESULTADOS DE RUTAS PARA UN AVIÓN DE EJEMPLO	111
Anexo G: RESULTADOS EXTENIDOS DEL EXPERIMENTO	116
Anexo H: SIGLAS DE AEROPUERTOS	118

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 4-1: Cuadro comparativo de heurísticas.....	52
Tabla 5-1: Características de la flota de aviones para planificación de vuelos.....	69
Tabla 5-2: Vuelo de ejemplo en planificación base	72
Tabla 5-3: Características de las instancias analizadas	77
Tabla 5-4: Indicadores operacionales de la planificación base.	78
Tabla 5-5: Resultados GC-ANS vs MIP	80
Tabla 5-6: Indicadores operacionales para instancias con Costos 5% y 40% Altos. .	83
Tabla 5-7: Resultados económicos para instancias con Costos 5% y 40% Altos.	84
Tabla 5-8: Resultados Vuelos para instancias con Costos 5% y 40% Altos.....	85
Tabla 5-9: Resultados Pedidos para instancias con Costos 5% y 40% Altos	87
Tabla 5-10: In Stock para instancias con Costos 5% y 40% Altos.	88
Tabla 5-11: Fill Rate para instancias con Costos 5% y 40% Altos.....	88
Tabla F-1: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 5% Altos Todos.....	112
Tabla F-2: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 5% Altos Prioritarios.....	113
Tabla F-3: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 40% Altos Todos.....	114
Tabla F-4: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 40% Altos Prioritarios.....	115
Tabla G-1: Resultados económicos para instancias con Costos 5% y 40% Altos ...	116
Tabla G-2: Resultados operacionales para instancias con Costos 5% y 40% Altos	117

Tabla H-1: Siglas de aeropuertos del experimento	118
--------------------------------------------------------	-----

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1-1: FTKs (billones) transportados y comercio global	2
Figura 1-2: Incremento de capacidad de <i>payload</i> en aviones con <i>belly</i> y cargueros ...	3
Figura 1-3: Utilización y factor de ocupación de aviones cargueros	4
Figura 1-4: Precio del combustible vs Yield de carga	6
Figura 1-5: Proceso de planificación de itinerarios aéreos de carga.	7
Figura 1-6: Proceso de ajustes de itinerarios.....	9
Figura 3-1: Ejemplo de la estructura de la red modelada.....	31
Figura 3-2: Elaboración de macro-nodos.....	34
Figura 3-3: Diagrama del enfoque de Generación de Columnas	45
Figura 4-1: Ejemplo de subrutinas en <i>Intra_route_multiple_request_exchange</i>	54
Figura 4-2: Ejemplo de transformación de solución relajada a entera.....	59
Figura 4-3: Esquema del algoritmo de resolución GC-ANS	66
Figura 5-1: Aeropuertos visitados en planificación de vuelos	70
Figura 5-2: Histograma de cargas transportadas.	73
Figura A-1: Ejemplo de plan de vuelos con pedidos borde.	102
Figura E-1: Flujos de carga aérea de LAN Cargo.....	109

RESUMEN

En la industria aérea de carga ocurre frecuentemente que poco antes de efectuarse el vuelo, la carga reservada no se presenta o lo hace parcialmente, llega fuera de plazo o a última hora. Para afrontar este problema las aerolíneas ajustan el itinerario de último minuto de manera manual, basándose en la experiencia de los tomadores de decisión. Estas acciones son correctivas y locales de manera de impactar lo menos posible los turnos de las tripulaciones asignadas, sin existir certeza de que éstas sean las mejores.

En esta tesis se aborda este problema mediante un *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo* (PDPTW) para aviones cargueros. El modelo considera simultáneamente las etapas de diseño de itinerarios, ruteo de aviones y ruteo de carga, sujeto a impactar lo menos posible a las tripulaciones asignadas. Para resolverlo se emplea descomposición de Dantzig-Wolfe con generación de columnas, donde los subproblemas se resuelven con metaheurística *adaptive neighborhood search* (ANS) y la relajación lineal del problema maestro se soluciona con solución exacta. Para transformar la solución relajada en entera, se propone un algoritmo de mezcla basado en ANS.

La metodología de resolución fue testeada bajo diferentes escenarios de operación dependiendo de la priorización de tramos de vuelo y usando información de una importante aerolínea de carga nacional. Los resultados muestran que el algoritmo propuesto obtiene utilidades que son en promedio un 13% mejor que las obtenidas por MIP *solver* y con tiempos computacionales un 86% más rápidos.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo planteado puede ser utilizado con fines operacionales al permitir a los tomadores de decisión generar itinerarios alternativos en un reducido tiempo computacional.

Palabras Claves: pickup and delivery, transporte de carga aérea, diseño de itinerarios, ruteo de aviones, generación de columnas, búsqueda local.

ABSTRACT

In air cargo industry frequently occurs that shortly before a flight departs, the cargo booked to travel does not arrive or arrives partially, late or last minute. To tackle this problem, airlines make last minute manual adjustments to the schedule based on the decision-makers experience. These actions are corrective, reactionary and local in nature, not seeking to build a schedule again from scratch. The goal of making minor local corrections lies in trying to affect the least possible the already assigned crew. However, these solutions are generally sub-optimal which directly affect the costs of the company.

In this thesis, we address this problem and formulate it as a Pickup and Delivery with Time Windows (PDPTW) for freighter aircraft. The model simultaneously considers flight selection, fleet assignment, rotation planning, and cargo routing by taking adjustment actions which affect crew assignment the least possible. To solve the problem we use Dantzig-Wolfe decomposition with column generation, where each subproblem represents a pickup and delivery problem for a single freighter that is solved by means of a *adaptive neighborhood search* metaheuristic (ANS). The LP-relaxation of the master problem is solved by means of exact solution. A mix algorithm based on ANS is developed to obtain integer solutions.

The solution method was tested under different operating scenarios considering mandatory and optional flights using data from a major national cargo airline. The results show that the proposed algorithm attained profits that on average are 13% higher and computational times that are on average 86% faster than those obtained by MIP solver.

The results show the potential that the proposed model has to be used in the daily operation where solutions must be obtained in short periods of time.

Keywords: pickup and delivery, air cargo transportation, schedule design, rotation planning, column generation, neighborhood search.

GLOSARIO

1. **ATK:** Del inglés *Available Tonne Kilometer*. Unidad de medida del transporte aéreo de carga que representa una tonelada de capacidad de carga transportada en un kilómetro.
2. **Belly:** Espacio disponible para transportar carga en aviones de pasajeros.
3. **Carguero:** Avión que transporta exclusivamente carga.
4. **FTK:** Del inglés *Freight Tonne Kilometer*. Unidad de medida del transporte aéreo de carga que corresponde a una tonelada transportada en un kilómetro.
5. **Yield:** Ingreso por tonelada-kilómetro transportada, se obtiene a partir del cociente entre ingresos y FTKs totales.

1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presenta la motivación que surge por mejorar las operaciones vinculadas a la planificación de itinerarios aéreos y que permitan contribuir a la reducción de sus costos operacionales.

El transporte de carga aérea ha tenido un crecimiento desacelerado en las últimas décadas, explicado por el alza del petróleo y la recuperación paulatina post-crisis del comercio global (Boeing, 2014). Estos hechos han impactado considerablemente a las aerolíneas, principalmente las de carga que son altamente sensibles a los ciclos económicos. Para afrontar estas adversidades, las compañías aéreas han buscado responder a las fluctuaciones del mercado a partir de una mayor utilización de los aviones de pasajeros, mediante sus espacios *belly* que permiten transportar carga. Sin embargo, a pesar de las múltiples ventajas que esto genera, existe una necesidad imprescindible del uso de aviones exclusivamente dedicados al servicio de la carga, conocidos como cargueros, cuya justificación se presenta en las próximas páginas.

El capítulo se estructura como sigue: En la sección 1.1, se presenta la motivación que valida la relevancia de este trabajo para la industria del transporte aéreo. En la sección 1.2, se expone una breve introducción a la planificación de itinerarios de aviones cargueros. En la sección 1.3, se define la problemática que concierne a esta tesis, para luego en la sección 1.4 establecer los objetivos de esta investigación. Finalmente, en la sección 1.5 se introduce la estructura de este informe.

1.1. Motivación

El transporte de carga aéreo ha tenido un crecimiento gradual tras una fuerte caída en 2009, que se explica por el alza del precio del petróleo que se venía gestando desde 2005 y al cambio de modo hacia transportes menos costosos por parte de los clientes (Boeing, 2014), como el transporte marítimo. El crecimiento del mercado

aéreo de carga en 2015 fue de un 2.2% en comparación a 2014 (IATA, 2015c) y se pronostica un promedio de 4.7% anual para el 2033 (Boeing, 2014).

En la Figura 1-1 se presentan los FTKs anuales, unidad de medida del transporte aéreo de carga que representa una tonelada de carga transportada en un kilómetro, y la evolución del comercio mundial representado por el *World Trade Index* normalizado al 2005. Se observa que la carga aérea está altamente condicionada por el comercio mundial, siendo ambas curvas muy similares, y por tanto es altamente sensible a los ciclos económicos. Desde 2009 el comercio mundial se ha mantenido en alza, lo que se ha visto acompañado por un crecimiento del transporte de carga aéreo.

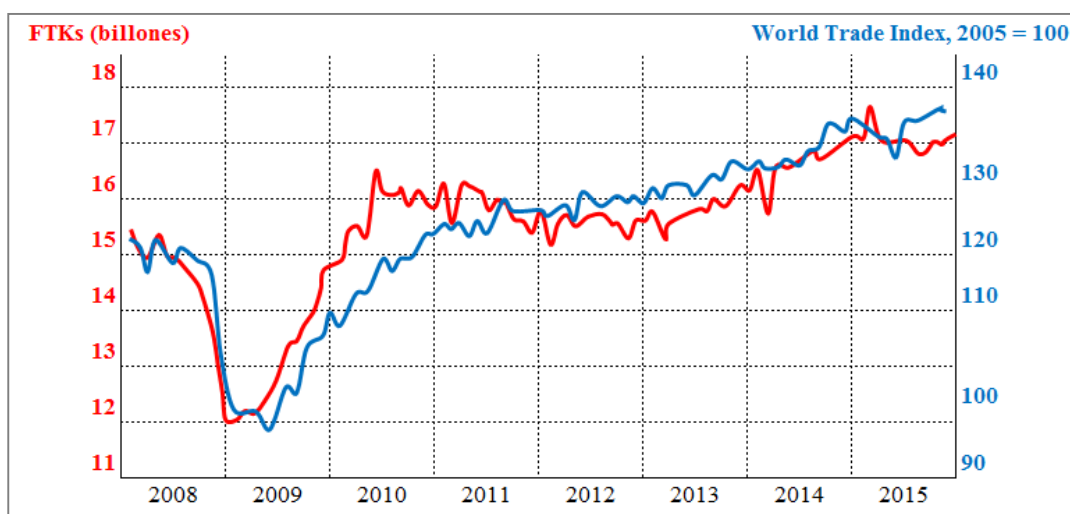


Figura 1-1: FTKs (billones) transportados y comercio global

Fuente: IATA (2015c)

Las aerolíneas han buscado responder a este crecimiento en la demanda, principalmente, mediante la disposición de mayor capacidad de carga en los *belly*, espacio destinado a la carga en aviones de pasajeros, tal como se muestra en la Figura 1-2, donde en 2015 por cada una tonelada que se agregó a la capacidad de un avión carguero se agregaron tres toneladas a los aviones con *belly*. Además,

incrementan la utilización diaria de aviones cargueros los cuales, sin embargo, viajan con bajos factores de ocupación, como se muestra en la Figura 1-3. Este factor de ocupación ha sido cercano al 45% desde 2011, cuyo valor es bajo si se compara con el factor de ocupación de pasajeros que ha tenido un alza durante este mismo periodo alcanzando un factor de 80.3% en 2015 (IATA, 2015d).

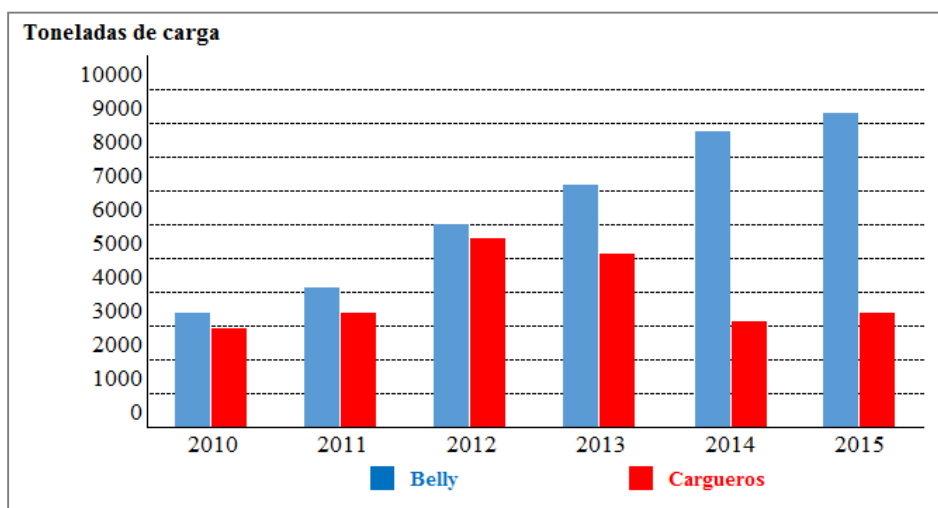


Figura 1-2: Incremento de capacidad de *payload* en aviones con *belly* y cargueros

Fuente: IATA (2015a)

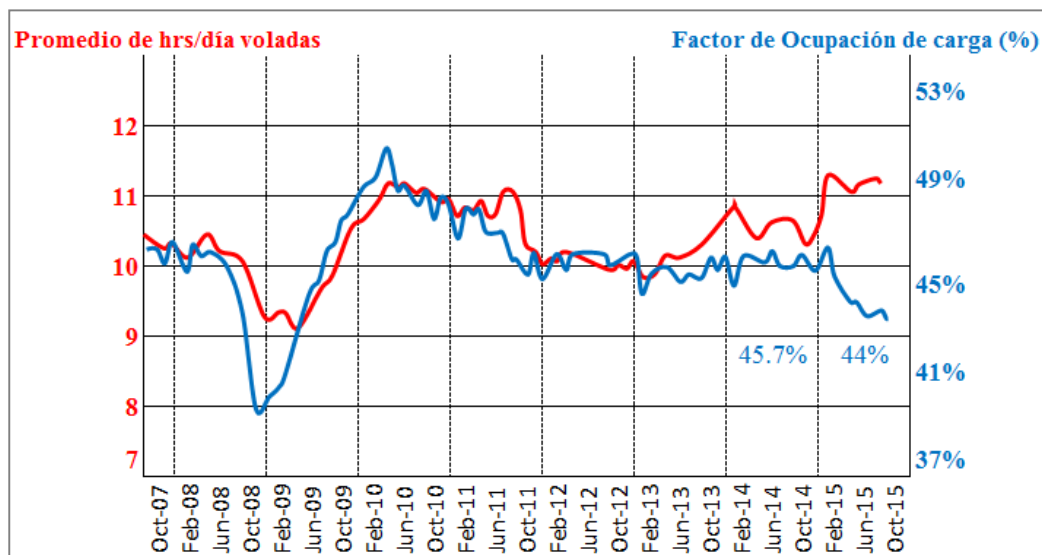


Figura 1-3: Utilización y factor de ocupación de aviones cargueros

Fuente: IATA (2015b)

A pesar que los *belly* han absorbido gran parte de este aumento en la carga aérea y la flota de cargueros se ha mantenido relativamente constante, este último tiene importantes ventajas que lo diferencian a los primeros y los hace necesarios para una aerolínea de carga. En primer lugar, los cargueros permiten transportar carga que los aviones de pasajeros no pueden, como carga sobredimensionada, de sustancias peligrosas, entre otras. En segundo lugar, otorgan un servicio dedicado a la carga que de ser bien utilizado permitiría itinerarios más confiables y predecibles para los clientes. Esto se explica por qué en los aviones con *belly* la capacidad de carga es incierta y se conoce sólo minutos antes de despegar, ya que depende fuertemente del número de pasajeros, sus maletas y la carga de combustible. Además, no siempre los mercados orígenes-destino atractivos para la carga tienen una mayor frecuencia en vuelos de pasajeros (Boeing, 2014). Asimismo, ocurre que muchas veces la carga debe volar en horarios que son distintos a los ofrecidos en los vuelos de pasajeros, producto de la urgencia o del tipo de producto que se transporta y, por consiguiente la oferta de *belly* no siempre

se ajusta a los requerimientos especiales de la demanda, por mucha oferta que se tenga. En síntesis, los aviones cargueros son esenciales para transportar carga especial, de mayor tamaño y entre mercados orígenes-destino que pueden ser poco atractivos para los pasajeros, pero altamente demandados por la carga.

Por otro lado, como se muestra en la Figura 1-4, el alza en los precios del combustible, el cual representan el 35% de los costos operacionales para LATAM Airlines (LATAM, 2014), no se ha visto reflejado en una mejora de los *yield*, ingresos por capacidad disponible, los cuales incluso han ido a la baja desde 2011 en comparación al 2010. Esta presión a mantener o bajar las tarifas, se explicaría por la alta competencia que existe en el rubro, como también con el transporte marítimo. No obstante, los principales bienes que se transportan por avión son de alto valor, sensibles al tiempo, perecibles y que requieren de un transporte rápido y confiable (Boeing, 2014), lo que permite diferenciarse con el transporte por buques y captar un mercado donde este modo no es competitivo. Más aun, en la medida en que la evolución del comercio global aumente la importancia de las logísticas *Just-in-Time* (JIT) el transporte aéreo tomará más fuerza, ya que esta logística responde a un esfuerzo de los atradores de carga por mantener bajos sus niveles de inventario mediante un reabastecimiento más frecuente de sus productos. En caso contrario, puede impactar negativamente en la demanda por carga aérea, como se muestra en el reporte del tercer trimestre de IATA (2015a) para USA.

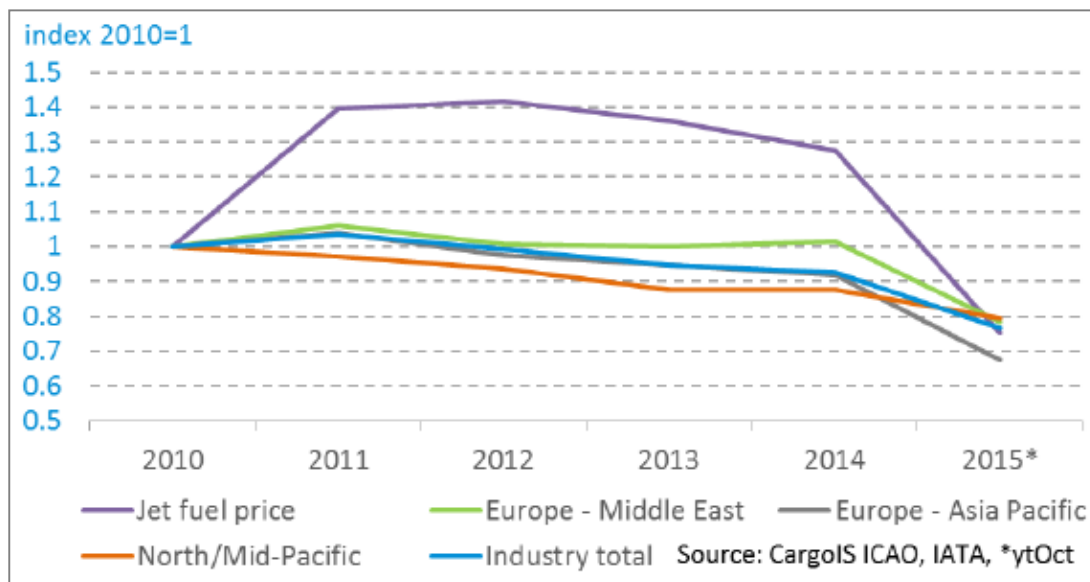


Figura 1-4: Precio del combustible vs Yield de carga

Fuente: IATA (2015b)

En resumen, el débil crecimiento de la demanda por carga aérea, los bajos factores de ocupación de los cargueros, acompañado de los altos precios del combustible que provocan un aumento de los costos operacionales, y la alta competencia a la que se enfrentan las aerolíneas de carga son factores que producen bajos márgenes operacionales para las compañías. Si a esto se agregan los requerimientos de los clientes (*shippers*), quienes exigen menores costos de flete aéreo y un transporte más confiable (IATA, 2008) sumado a la imposibilidad de ocupar exclusivamente los *bellies* para transportar carga, surge la necesidad de emplear nuevas y mejores prácticas por parte de las aerolíneas para mejorar sus operaciones en aviones cargueros y abaratar costos.

Esta tesis se enfoca exclusivamente en la operación de aviones cargueros y en la próxima sección se presenta la planificación de itinerarios para estos aviones.

1.2. Planificación de itinerarios cargueros

La planificación de los itinerarios cargueros es un proceso complejo y difícil de resolver de manera simultánea por la gran cantidad de variables que se deben considerar para su confección. Por estos motivos, tanto en la literatura como en las aerolíneas de carga se realiza un procedimiento secuencial similar al expuesto en la Figura 1-5.

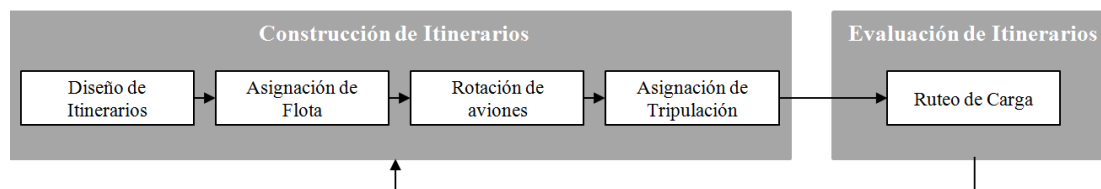


Figura 1-5: Proceso de planificación de itinerarios aéreos de carga.

Fuente: Derigs y Friederichs (2013)

En una primera etapa y con meses de anticipación, se diseñan los itinerarios a partir de la demanda pronosticada de mercado y la oferta disponible de la aerolínea. Como resultado se tiene un conjunto de tramos de vuelo a operar. En la segunda etapa, de asignación de flota, se designa el tipo de avión que puede operar cada uno de estos vuelos. En la tercera etapa, se planifica la rotación de aviones, donde a cada tramo de vuelo se le asigna un avión específico de la flota, identificado por su matrícula, y se consideran los mantenimientos programados para cada avión. Finalmente, se asigna la tripulación que realizará cada vuelo.

El procedimiento explicado anteriormente es el mismo para el transporte de pasajeros y de carga. Sin embargo, a diferencia del transporte de pasajeros donde estos eligen itinerarios específicos dependiendo por ejemplo, de las horas de vuelo y el número de conexiones, en el transporte de carga interesa solo que la carga viaje entre su origen y destino en los plazos establecidos. Por esta razón, se debe emplear una etapa adicional llamada ruteo de carga (Derigs y Friederichs, 2013).

Esta etapa tiene como objetivo asignar cargas a un conjunto de vuelos, dada una demanda, capacidades y atributos de una red de transporte. Luego, las etapas de rotación de aviones, asignación de tripulación y ruteo de carga iteran hasta encontrar la mejor solución.

Esta planificación comienza en un nivel estratégico, debido a que requiere la coordinación de varios recursos de la aerolínea (aviones y tripulación), pero en la medida que se acerca la fecha de ejecución de los vuelos, esto pasa a ser completamente operacional como se muestra en la Figura 1-6. La figura muestra que el itinerario planificado inicialmente sufre varios ajustes en el tiempo, producto de que se tiene información actualizada de la demanda, la cual es muy cambiante, hasta tener una versión definitiva la semana antes de la ejecución. A este plan de vuelos lo hemos denominado planificación base y durante la semana de operación puede seguir padeciendo ajustes producto de la variación de la demanda diaria. Sin embargo, estos últimos son más focalizados para impactar lo menos posible la planificación base, puesto que un cambio mayor a este itinerario puede provocar que se modifiquen las tripulaciones y otros recursos que pueden hacer muy costosa la operación.

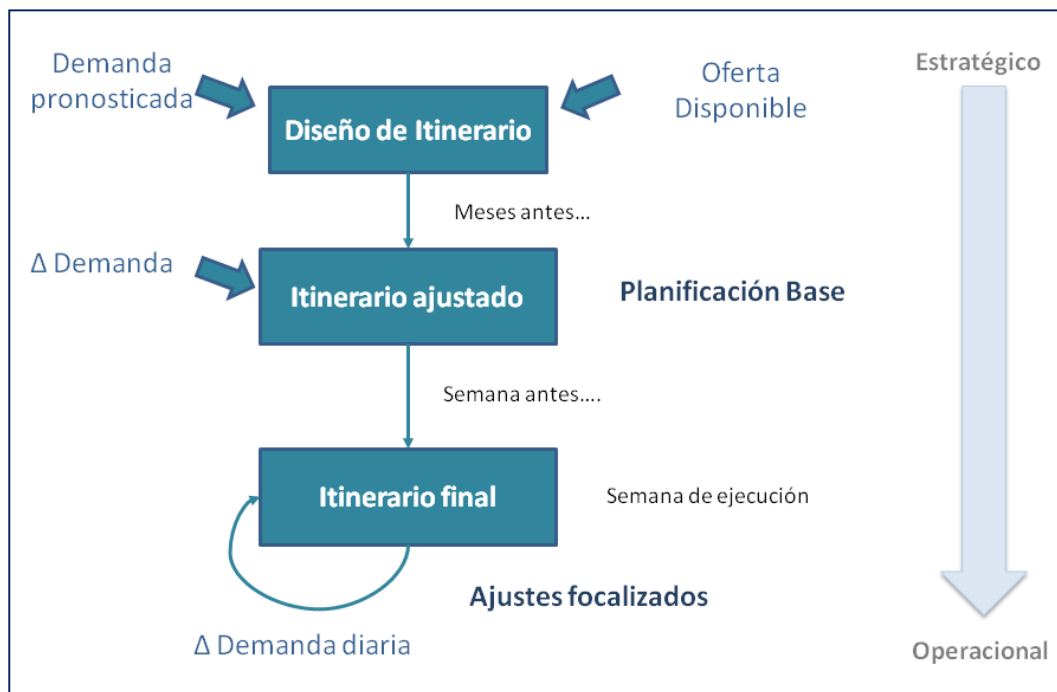


Figura 1-6: Proceso de ajustes de itinerarios

Fuente: Elaboración Propia

La problemática que se busca abordar en esta tesis tiene relación con estos ajustes focalizados a nivel operacional y será explicada en mayor detalle en la próxima sección.

1.3. Definición del problema

Una de las principales diferencias entre el transporte aéreo de carga y de pasajeros es la alta incertidumbre de la demanda a ser transportada en cada itinerario y la complejidad que esto conlleva para administrar la capacidad de carga disponible. Esta incertidumbre se debe a que la demanda por carga se materializa pocas horas antes de ejecutarse los vuelos y generan que un importante número de aviones cargueros viajen con bajos factores de ocupación, que junto con las complejidades del transporte de carga explicados en la sección 1.1 producen pérdidas inevitables para las aerolíneas.

Esta incertidumbre o disrupción en la demanda se explica por reservas que son realizadas en ventanas de tiempo reducidas. Más aún, ocurre frecuentemente que poco antes de efectuarse el vuelo, la carga reservada no se presenta o lo hace parcialmente, como también puede llegar fuera de plazo o a última hora. Por otro lado, tampoco existen penalidades económicas para el cliente por no presentarse con la carga ni para la aerolínea por dejar carga con espacio reservado abajo del avión. Esto debido a que la relación entre la aerolínea y los clientes se basan principalmente en la confianza de manera de estar en buena posición para la negociación de futuros contratos (Wada *et al.*, 2016). Por lo tanto, este proceso está sujeto a una alta volatilidad, lo que dificulta la estimación correcta de la oferta de aviones cargueros a proveer y se genera un desbalance entre la oferta planificada y las demandas reales.

Para afrontar este problema las aerolíneas realizan ajustes al itinerario de último minuto de forma manual y basándose en la experiencia de los tomadores de decisión. Estas modificaciones consideran medidas como: cancelar vuelos, rerutear aviones, volar aviones vacíos para reacomodar la carga (siempre y cuando el análisis de rentabilidad lo permita), agregar escalas entre aeropuertos o efectuar vuelos de "ida-vuelta" (*roundtrip*); como también, una combinación de estas alternativas. Las acciones descritas son de tipo correctivas y locales de manera de impactar lo menos posible los turnos asignados a las tripulaciones afectadas y la planificación elaborada, por tanto no necesariamente son óptimas o las más eficientes para la red.

1.4. Objetivos

El propósito de este trabajo es formular y resolver un modelo de programación entera mixta que permita optimizar los ajustes de itinerarios de aviones cargueros de corto plazo cuando ocurren disrupciones en la demanda, con el objetivo de

maximizar las utilidades, que considera ingresos totales, costos operacionales y costos de penalización por cambios realizados a la planificación base; sujeto a las restricciones operacionales propias de la industria del transporte aéreo de carga.

Objetivo Específicos

- a) Formular un modelo de programación entera mixta (MIP) que permita optimizar los ajustes de itinerarios de aviones cargueros de corto plazo, teniendo en consideración las restricciones más relevantes de la planificación aérea como: mantenimiento, tripulación y derechos de vuelo por avión, con el objeto de minimizar los cambios efectuados a la planificación base.
- b) Desarrollar e implementar un mecanismo de solución que permita resolver el problema en un tiempo tal que pueda ser usado para tomar decisiones operacionales.
- c) Comparar el desempeño del mecanismo de solución elaborado contra la resolución del MIP, a partir de las utilidades obtenidas y el tiempo de resolución computacional.

1.5. Estructura de la Tesis

Esta tesis está estructurada como sigue. En el segundo capítulo, se presenta el marco teórico con una completa revisión bibliográfica de estudios sobre el transporte aéreo de pasajeros y carga, y ruteo de vehículos, haciendo un especial énfasis en el problema *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo*.

En el tercer capítulo, se presenta la formulación del problema como un modelo de programación entera mixta (MIP), con los supuestos y notación empleada, como también la descomposición de Dantzig-Wolfe y generación de columnas utilizada para la resolución de este modelo de optimización.

En el cuarto capítulo, se presenta la metodología de resolución en tres secciones. En la primera sección se expone la metaheurística *Adaptive Neighborhood Search* (ANS) empleada para resolver nuestro problema con menores tiempos computacionales. En la segunda sección se define el Algoritmo de Mezcla para transformar soluciones relajadas en soluciones enteras sin la necesidad de emplear branch-and-price. En la tercera sección se esquematiza y explica el enfoque híbrido empleado para la resolución definitiva de nuestro modelo de optimización, que ha sido denominado GC-ANS, al considerar generación de columnas donde cada subproblema se resuelve mediante ANS.

En el quinto capítulo se presentan los resultados obtenidos para un experimento ficticio generado a partir de información proporcionada por una aerolínea de carga y analizado en base a la elaboración de diferentes escenarios. Esto permite dimensionar el desempeño del algoritmo GC-ANS contra la resolución del MIP y analizar el impacto de los costos de penalización por cancelar tramos de vuelos de la planificación base.

Finalmente, en el sexto capítulo se presentan las principales conclusiones, las limitaciones del estudio realizado en esta tesis y se proponen futuras líneas de investigación.

2. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presenta una revisión bibliográfica sobre los estudios que se han realizado con respecto al transporte aéreo y de ruteo de vehículos, ambos temas esenciales para comprender la investigación y desarrollo de esta tesis.

Para facilitar la comprensión del lector, se ha dividido este capítulo en tres secciones. En la sección 2.1, se presenta una revisión transversal de los estudios ligados al diseño de itinerarios en el transporte aéreo de pasajeros y la recuperación reactiva de estos. A pesar que en el transporte de carga aérea no existe la amplia variedad de estudios que se evidencia en el transporte de pasajeros, en la sección 2.2 se presentan las principales investigaciones con respecto al diseño de itinerarios y la planificación aérea de carga. Luego, en la sección 2.3 se exponen los estudios vinculados al ruteo de vehículos, en especial al problema *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo*, por ajustarse a la problemática y alcances de este trabajo. Por esta razón y debido a que la formulación matemática empleada para esta tesis responde a un problema de ruteo de vehículos, en esta última sección se da especial énfasis en las metodologías de resolución empleadas y los resultados computacionales obtenidos. Finalmente, este capítulo termina con una breve exposición de las principales diferencias con respecto a los estudios presentados anteriormente.

2.1. Diseño de itinerarios en el transporte aéreo de pasajeros

El diseño de itinerarios en la industria aérea se ha focalizado principalmente en el mercado de pasajeros remontándose los primeros estudios a la década de los 60s y 70s. Etschmaier y Mathaisel (1985) realiza una revisión del estado del arte al respecto.

En general el diseño de itinerarios aéreos de pasajeros se ha enfocado en el diseño incremental de éstos. Este diseño incremental consiste en seleccionar tramos de

vuelos para incorporar desde una lista de vuelos candidatos o eliminarlos desde un plan de vuelos existente (planificación base), como se muestra en Lohatepanont y Barnhart (2004). Las razones para adoptar este enfoque se basan en que cambios puntuales al itinerario les permiten a las aerolíneas guardar cierta consistencia en sus planes de vuelo, utilizar información histórica de las reservas que no podrían ser utilizadas si se construyera una planificación desde cero y en que situaciones reales es impracticable la construcción de itinerarios desde cero (Barnhart *et al.*, 2003).

Existe una vasta literatura en el diseño incremental de itinerarios aéreos. Berge y Hopperstad (1993) adoptan el enfoque de *demand driven dispatch* para atacar el problema de la incerteza y fluctuaciones de la demanda de pasajeros. En su trabajo, el objetivo es ajustar lo mejor posible la oferta de asientos del avión con la demanda de pasajeros mediante la posibilidad de intercambiar aviones. Los resultados, para el caso en estudio arrojan aumento de los factores de ocupación de pasajeros y reducciones en costos que se traducen en aumentos de las ganancias entre un 1% y 5%.

Levin (1971) es el primero en resolver simultáneamente el problema de diseño de itinerarios y asignación de flota, además de agregar ventanas de tiempo en ambas etapas. Un enfoque similar adopta Rexing *et al.* (2000) quien asigna ventanas de tiempo a cada vuelo que luego son discretizadas, y los cambios se realizan sobre un itinerario base donde todos los vuelos son obligatorios. Lohatepanont y Barnhart (2004) relajan la condición que todos los vuelos deben ser volados y establecen un conjunto de vuelos obligatorios y opcionales, con el objeto de resolver integralmente las etapas de diseño de itinerarios y asignación de flota.

El estudio de las perturbaciones o eventos inesperados en el mercado aéreo ha sido estudiado en el transporte de pasajeros desde dos perspectivas. La primera se basa

en modelos operacionales de recuperación de itinerarios, mientras que la segunda se basa en el desarrollo de modelos robustos de planificación de itinerarios. En este segundo grupo destacan los trabajos de Gao *et al.* (2009), Lan *et al.* (2006), Rosenberger *et al.* (2004), Pita *et al.* (2013) y Froyland *et al.* (2014).

En el primer grupo, el cual es el centro de esta tesis, Yan y Young (1996) desarrollan un modelo estratégico que integra los procesos de asignación de flota con selección de vuelos para generar itinerarios y rutas de aviones de pasajeros, cuando se espera que haya cambios en las condiciones de la demanda de mercado en un futuro cercano. Bratu y Barnhart (2006) desarrollan un modelo que busca la recuperación de los aviones, tripulación y pasajeros ante incidentes como demoras de vuelos o cancelaciones. Para ello plantean un problema donde la función objetivo realiza un *trade off* entre costos de las aerolíneas y las demoras sufridas por los pasajeros. Las variables de decisión corresponden a la cancelación y posponer vuelos. Rosenberger *et al.* (2003) presentan un modelo de recuperación de itinerarios en la cual se permite el reruteo de aviones y reprogramación de ciertos tramos, con el objeto de minimizar los costos de reruteo y cancelación para luego finalizar con un modelo que minimiza las interrupciones a la tripulación y pasajeros.

Aun cuando el estudio de modelos operacionales de recuperación de itinerarios ha sido largamente estudiado en la industria de pasajeros, no existen trabajos que aborden este problema en la industria de carga aérea. En este sentido las perturbaciones en la industria de pasajeros tienen una naturaleza diferente al mercado carguero y vienen dadas principalmente por efectos climáticos o por la propagación de demoras debido a cancelaciones o retrasos de vuelos. Sin embargo, en el mercado carguero las perturbaciones se deben a la alta incertidumbre de la demanda a ser transportada la cual se materializa poco tiempo antes de la partida de un vuelo.

Además, en el transporte aéreo de pasajeros no se pueden cambiar los tramos de un vuelo en el corto plazo, por la preferencia de los pasajeros hacia determinados itinerarios, mientras que en el transporte de carga se tiene una mayor flexibilidad que permite un ruteo de la carga y se puede reaccionar a la disrupción en la demanda mediante una modificación en los vuelos.

2.2. Diseño de itinerarios en el transporte aéreo de carga

En relación al transporte aéreo de carga la literatura es más limitada. Uno de los primeros estudios de esta materia es el realizado por Marsten y Muller (1980), quienes proponen un modelo de programación entera mixta para resolver dos problemas estratégicos: el diseño de itinerarios y la selección de flota, a partir de la construcción de un *spider graph* para una modalidad *hub-and-spoke*.

Lin y Chen (2003) desarrollan un modelo de optimización basado en el *multicommodity network flow problem* para el diseño de itinerarios, considerando selección de aeropuertos de transferencia para conectar las redes de carga en Taiwán y China. Los autores consideran una red capacitada, donde los nodos corresponden a aeropuertos (con y sin transferencia) y los arcos tienen asociada una tarifa por tonelada y una capacidad de transporte. Para esto elaboran varios escenarios de costo y diseño de red, mediante la selección de diferentes conjuntos y números de aeropuertos. Sin embargo, todo este análisis se realiza para aviones con *belly*.

Yan *et al.* (2006) presentan un modelo que integra las etapas estratégicas de diseño de itinerarios y asignación de flota para aviones cargueros en un horizonte de planificación de 7 días, que al ser resueltas en poco tiempo pueden ser empleadas en operaciones de corto plazo. Los autores formulan el problema como un *multicommodity network flow problem* considerando flota única. El problema

busca integrar una red con todos los vuelos posibles a una red de carga (pares OD), para lo cual considera todos los tramos de vuelo posibles, a modo de diseñar un itinerario desde cero sin tener en cuenta una planificación base ni costos adicionales por cancelar vuelos. Para su resolución emplean diferentes heurísticas que consideran el número de paradas que debe hacer el avión tras recoger un pedido y llevarlo a su destino. Desde una heurística más simple que considera que todos los pedidos se transportan directamente desde su origen a su destino sin paradas intermedias (*non-stop*), hasta una versión más compleja que considera todas las posibles paradas entre el origen y destino de la carga (*all-stop*). Se prueban diferentes instancias ficticias y reales, como por ejemplo una de 16 aeropuertos con 42 pares O&D, cada par con su respectiva demanda de carga, y 10 aviones, que para su resolución emplea 5,85 segundos mediante *non-stop* y 55.574 segundos con *all-stop*. Una de las limitaciones del estudio es que el ruteo depende de la heurística utilizada, las cuales restringen el número de paradas que un avión puede realizar tras recoger un pedido.

Yan y Chen (2008) extienden el modelo mencionado anteriormente para escenarios donde existen alianzas entre aerolíneas que requieren de modelos coordinados de itinerario. En Tang *et al.* (2008) se formula un modelo que integra el diseño de itinerarios para aviones de pasajeros, cargueros y con *belly*. Este problema se resuelve mediante relajación lagrangeana, en conjunto con un método de subgradiente elaborado en Yan y Young (1996), para desarrollar una familia de heurísticas.

Derigs *et al.* (2009) aborda la planificación de itinerarios mediante una formulación que simultáneamente optimiza la selección de vuelos, la rotación de aviones e identifica las rutas de carga óptimas. Este enfoque da énfasis a una mejora incremental de itinerarios mediante cambios en la selección de vuelos. Continuando con este análisis, Derigs y Frederichs (2013) hacen una revisión

general de la planificación aérea de carga y los subproblemas que esta conlleva para focalizarse en la etapa de diseño de itinerarios, donde a partir de una lista de vuelos prioritarios y opcionales selecciona la combinación de vuelos más rentable. Si bien, consideran realizar los menores cambios posibles a una planificación base, esta solo se hace a nivel de vuelos predefinidos sin hacer ajustes específicos en cada vuelo, tarea que dejan en manos de los tomadores de decisión y que se requiere abordar en esta tesis. Adicionalmente, en estos artículos se desarrolla un diseño de itinerarios cíclico y el ruteo de aviones debe cumplir con esta periodicidad. En cambio, en esta tesis se considera un horizonte de tiempo a futuro reducido para tomar decisiones y se debe cumplir con la condición de borde de que los aviones deben empezar y terminar en determinados aeropuertos en periodos de tiempos específicos.

Feng *et al.* (2015) presentan una extensa revisión del estado del arte relacionado a la investigación operativa del transporte aéreo de carga. En este artículo se consideran las principales dificultades de la industria, los estudios realizados sobre las diferentes operaciones vinculadas al transporte aéreo de carga, como diseño de itinerarios y ruteo de flota, y plantean futuras líneas de investigación. Ninguno de los estudios presentados por los autores se preocupa de reaccionar a la disrupción de demanda de corto plazo en aviones carguero.

A partir de todo lo anterior, se observa que el problema de ajustes a itinerarios cargueros de último minuto ante disrupciones en la demanda no ha sido abordado por la literatura a nivel operacional. Este problema tiene características especiales donde el tiempo es un recurso limitado, no se cuenta con una lista de vuelos definidas *a priori* y se requieren ajustes menores y focalizados en los itinerarios de la planificación base, con la finalidad de afectar lo menos posible a la tripulación asignada a estos itinerarios. De esta manera, el problema debe resolver simultáneamente las etapas de diseño de itinerarios, debido a que se deciden

nuevos tramos de vuelo, ruteo de aviones y ruteo de carga (Ver Figura 1.5), sujeto a impactar lo menos posible a las tripulaciones asignadas. Esto impone restricciones que no tienen los problemas de planificación, como por ejemplo que los aviones deben empezar y terminar en aeropuertos específicos, bajo periodos de tiempo determinados.

Por estos motivos, en esta tesis se desarrolla un modelo de programación entera mixta innovador para la literatura existente del transporte aéreo de carga y que se basa principalmente en el problema de ruteo de vehículos que se expone en la siguiente sección.

2.3. Ruteo de vehículos y Pickup and Delivery

El problema de ruteo de vehículos o *Vehicle Routing Problem (VRP)* fue introducido por Dantzig y Ramser (1959) como una generalización del problema del vendedor viajero (TSP en inglés). En este problema se busca definir la ruta óptima para una flota homogénea de vehículos que comienzan y finalizan su recorrido en una bodega o depósito central, tal que cada cliente se visita una única vez y solo por un vehículo, en tanto se satisfacen restricciones de demanda y capacidad. Desde entonces se ha realizado una extensa investigación al respecto y se han formulado variantes de este problema que consideran flota heterogénea, múltiples bodegas, ventanas de tiempo, entre otros (Véase Toth y Vigo, 2002). De estas variantes, una de las más complejas de resolver es el *Pickup and Delivery*.

El problema *Pickup and Delivery (PDP)* tiene como objetivo generar una ruta para un vehículo que comienza en un depósito y finaliza en este u otro depósito. En su trayecto el vehículo recorre diferentes nodos recogiendo o entregando carga, para esto cada requerimiento de transporte o cliente especifica un nodo de carga (*pickup*) y otro de descarga (*delivery*), todo sujeto a restricciones de capacidad y demanda.

Al igual que el VRP, existen varias formulaciones y variantes para el PDP. Savelsbergh y Sol (1995) son los primeros en hacer un intento de generalizar el PDP, abarcando todas las versiones y métodos de solución exactos desarrollados hasta ese momento. Luego, Desaulniers *et al.* (2002) y, posteriormente, Parragh *et al.* (2008) continúan esta travesía para desarrollar una completa revisión del PDP y exponen una amplia revisión de las metodologías de resolución, tanto exactas como heurísticas, empleadas para este tipo de problemas.

Una de sus versiones más estudiadas, y que se considera para la formulación matemática de esta tesis, es el *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo* (PDPTW en inglés), el cual incorpora restricciones de tiempo para la visita de cada nodo y de precedencia para visitar los nodos *pickup* antes de su nodo *delivery*. Este tipo de problemas puede suponer una flota heterogénea de vehículos y diferentes configuraciones para los depósitos.

Con respecto a su resolución, estos problemas son complejos de resolver, dado que toda variante del *Pickup and Delivery* es *NP-hard* por ser generalización del TSP (Garey y Johnson, 1979). En particular, para solucionar el *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo* existen numerosos esfuerzos reportados en la literatura con excelente resultados. A continuación se presentan algunos de estos trabajos que desarrollan métodos exactos y heurísticos. La elección del tipo de metodología va a depender de la calidad de la solución que se requiera, el tiempo computacional disponible y de la complejidad y costos de formular e implementar el método de solución.

2.3.1. Métodos exactos para PDPTW

Estos métodos permiten encontrar la solución óptima al problema, aunque pueden comprometer altos tiempos computacionales. Sin perjuicio de lo anterior, en la

medida que los computadores son más potentes, son más grandes los problemas que se pueden abordar con estos tipos de métodos, con menor consumo de recursos y tiempos computacionales.

Los estudios que se muestran a continuación y que involucran generación de columnas (Desrosiers y Lübbecke, 2005), se resuelven en conjunto con branch-and-bound para obtener soluciones enteras. Este procedimiento se conoce en la literatura como branch-and-price. Barnhart *et al.* (1998) presenta una revisión de este método para resolver problemas enteros de gran tamaño y Feillet (2010) elabora un tutorial para utilizarlo en problemas de ruteo de vehículos.

Dumas *et al.* (1991) formulan el PDPTW con **flota heterogénea y un depósito inicial y final compartido por todos los vehículos**. Estos autores son los primeros en resolver este problema mediante generación de columnas, donde cada subproblema se formula como un *constrained shortest path problem* y se resuelve mediante programación dinámica. Los autores logran resolver a optimalidad instancias de hasta 30 requerimientos.

Sigurd *et al.* (2004) también emplea generación de columnas, junto con descomposición de Dantzig-Wolfe (Dantzig y Wolfe, 1960) para el PDPTW con **flota heterogénea y un depósito inicial y final único para cada vehículo**. Para acelerar el tiempo de resolución de los subproblemas emplean un algoritmo de programación dinámica. El problema más grande que pudieron resolver a optimalidad fue de 205 pedidos en 5.463 segundos, con una flota de 88 vehículos para un día de operación.

Ropke *et al.* (2007) presentan dos nuevas formulaciones para el PDPTW con **flota homogénea y un único depósito central**, con el objetivo de minimizar el número de vehículos ruteados. Los problemas son resueltos con un procedimiento de

branch-and-cut, que considera la incorporación de desigualdades válidas dentro de un marco de branch-and-bound. Los autores logran resolver a optimalidad instancias con 60 pedidos que tienen ventanas de tiempo de 120 minutos y cargas fijas asignadas aleatoriamente entre 5 y 20. La flota de vehículos es una variable de decisión del problema y su capacidad se fija en 20. Para esta instancia la solución óptima fue de 8 vehículos y ésta se consigue en 3,25 minutos.

Ropke y Cordeau (2009) consideran el problema anterior para ser abordado mediante un branch-and-cut-and-price, donde al conocido branch-and-price se le incorporan desigualdades válidas adicionales en el problema maestro. Los subproblemas se formulan como un *constrained shortest path problem* y se resuelven mediante programación dinámica para buscar la ruta más corta o menos costosa. La función objetivo de este problema es minimizar la distancia total recorrida. Dentro de las instancias consideradas en el experimento, se emplean las utilizadas en Ropke *et al.* (2007), lo que sirve de comparación entre ambos estudios. Para la resolución de cada instancia consideran un tiempo límite de 2 horas de ejecución. Bajo esta condición, el branch-and-cut de Ropke *et al.* (2007) encontró solución óptima en 12 de 40 instancias, a diferencia del branch-and-cut-and-price que logró resolver 30 de 40 instancias. Estos resultados demostraron que el algoritmo propuesto en este artículo supera al elaborado en Ropke *et al.* (2007).

2.3.2. Heurísticas para PDPTW

Estos métodos son capaces de encontrar soluciones cercanas al óptimo en menores tiempos computacionales que los métodos exactos. Las heurísticas corresponden a la realización de un algoritmo específico para la solución de un determinado problema, que se beneficia de su estructura particular y que emplea un determinado mecanismo para escaparse de posibles óptimos locales.

Uno de los primeros trabajos de esta materia es el elaborado por Sexton y Choi (1986), quienes utilizan un algoritmo heurístico usando descomposición de Benders para resolver aproximadamente un PDPTW de **un vehículo**, con un factor de ocupación dado y tiempos de carga y descarga. El objetivo es minimizar el tiempo operacional y los costos de penalización por la violación de las ventanas de tiempo. Las soluciones iniciales se construyen usando una heurística de espacio-tiempo y este ruteo se mejora mediante una fase heurística basada en el problema maestro de Benders (*routing problem*). Por otro lado, el subproblema de Benders considera las restricciones de tiempo para una ruta fija (*schedule subproblem*) y se resuelve por medio de solución exacta. Con este procedimiento logran resolver instancias de hasta 17 pedidos, en un tiempo computacional de 30 segundos. Esta metodología de resolución se denomina enfoque híbrido al considerar para su resolución el desarrollo conjunto de mecanismos de solución exacta y heurística.

Para el PDPTW que busca minimizar el tiempo total de viaje de **un único vehículo** que comienza y finaliza en **un depósito central**, Van der Bruggen *et al.* (1993) desarrollan una heurística de búsqueda local de dos etapas. En la primera etapa, se construye una ruta factible; y en la segunda etapa, se mejora esta ruta iterativamente, mediante procedimientos de intercambio de arcos. Este enfoque permite obtener soluciones para instancias de hasta 50 pedidos en tiempos menores a 20 minutos para el peor de los casos. Ante la posibilidad que el método anterior generase soluciones pobres o infactibles, los autores desarrollan un algoritmo alternativo, basado en la metaheurística *simulated annealing*, para mejorar estas instancias. Este último algoritmo entrega soluciones de alta calidad a cambio de mayores tiempos computacionales.

Similar al enfoque híbrido desarrollado por Sexton y Choi (1986), Xu *et al.* (2003) combina la metodología de generación de columnas con heurísticas para resolver los subproblemas, lo que permite manipular instancias de hasta 500 pedidos en un

tiempo computacional promedio de 1.670 segundos y un gap de optimalidad promedio de 2,7%. El enfoque de resolución propuesto se beneficia de la robustez de la solución exacta y la rapidez de la solución heurística para resolver problemas de gran tamaño. Los autores consideran múltiples operadores, donde cada empresa de transporte tiene diferente flota de vehículos, para cubrir un conjunto de pedidos, donde cada uno tiene múltiples ventanas de tiempo, por ejemplo dos horarios posibles para visitar a un cliente. El objetivo es minimizar los costos totales de transporte, sujeto a las restricciones propias del PDP y otras adicionales como: múltiples ventanas de tiempo, restricciones de carga y compatibilidad de bienes para cada vehículo, y restricciones asociadas al cumplimiento de horas legales de conducción. Las rutas comienzan desde el primer nodo *pickup* y terminan en el último nodo *delivery*. La flota total de vehículos la consideran fija para la instancia y la determinan a partir del número de pedidos, por ejemplo para el caso de 500 pedidos esta podría tener como mínimo 12 vehículos. La capacidad de cada vehículo es un parámetro que definen aleatoriamente entre 4.000 y 6.000. Por otro lado, las ventanas de tiempo se definen con un ancho aleatorio entre 2 y 8 horas, y el horizonte temporal se fija en 6 días.

2.3.3. Metaheurísticas para PDPTW

En la literatura se pueden encontrar algoritmos heurísticos que sirven como patrón para resolver una amplia variedad de problemas, conocidos como metaheurísticas. Estos permiten abordar problemas de gran tamaño encontrando soluciones satisfactorias en tiempos razonables y que se pueden adaptar a cualquier tipo de problema combinatorial.

Nanry y Barnes (2000) son uno de los primeros en emplear una metaheurística para resolver un PDPTW con **flota homogénea y un único depósito común**, conocida como *reactive tabu search*. El algoritmo considera heurísticas de inserción e intercambio de pedidos entre diferentes rutas, como también

reinserciones al interior de una misma ruta. Logran resolver instancias de 100 pedidos (clientes) con 10 vehículos, en un tiempo promedio de 63,8 segundos por instancia y con un gap de optimalidad de 0,0013%, obteniendo soluciones muy cercanas al valor óptimo.

Jung y Hagani (2000) emplean un *algoritmo genético (GA)* para resolver el PDPTW que tiene como objetivo minimizar el costo total que considera: costo fijo por vehículo, costo de ruteo y costo de penalización por incumplimiento de ventanas de tiempo de cada cliente. Se considera una penalidad por llegar antes del inicio de la ventana de tiempo como también por llegar posterior al término de esta. Además, se considera una **flota heterogénea** y **cada uno tiene su ubicación inicial y final para la ruta**. Se presentan resultados para instancias de hasta 30 pedidos con 10 vehículos, las cuales alcanzan a ser resueltas con 5 experimentos en 2,358 segundos.

Li y Lim (2001) consideran un PDPTW con **múltiples vehículos** y **un único depósito común**. Para su resolución, desarrollan un algoritmo híbrido que combina *tabu search (TS)* con *simulated annealing (SA)* para la fase de búsqueda local. De esta manera, cuando se hayan realizado varias iteraciones sin mejora en la solución los autores proponen reiniciar el procedimiento desde la mejor solución actual, en vez de seleccionar probabilísticamente una solución en cada iteración hasta que el algoritmo termina. Este algoritmo permite resolver instancias de hasta 50 pedidos.

Bent y Van Hentenryck (2006) emplean un algoritmo híbrido, donde en una primera etapa se utiliza *simulated annealing (SA)* para minimizar el número de rutas y en una segunda etapa utilizan *large neighborhood search (LNS)* para minimizar el costo total de viaje. La motivación que está detrás de este algoritmo es diferente a la de esta tesis, dado que estos autores buscan minimizar el número

de rutas en conjunto con los costos totales de viaje, lo que conduce a una flota variable de vehículos. Por estos motivos, consiguen resolver instancias de 100, 200 y 600 clientes, con una flota aproximada de 11, 16 y 44 vehículos, y tiempos computacionales promedio de todas las instancias de 7, 18 y 61 minutos. Este tiempo considera la mejor solución obtenida para *LNS* y los 5 minutos fijos de *SA*.

Ropke y Pisinger (2006) consideran un *adaptive large neighborhood search* (*ALNS*) para resolver un PDPTW con una **flota heterogénea y con depósitos de inicio y término para cada vehículo** que no son necesariamente iguales. Los autores desarrollan tres heurísticas de remoción y dos de inserción de pedidos. No obstante, en cada iteración del algoritmo solo emplean una de cada tipo, a partir de una selección probabilística por desempeño de cada heurística. Para esto consideran no solo las heurísticas que logran mejorar la solución, sino también las heurísticas que, a pesar de generar peores soluciones, permiten diversificar la vecindad de búsqueda. De esta manera, para el criterio de aceptación de una solución se utiliza *simulated annealing*. Mediante este algoritmo consiguen resolver instancias de hasta 500 pedidos en un tiempo promedio por instancia de 3,805 segundos.

Qu y Bard (2012) emplean una metaheurística conocida como *greedy randomized adaptive search procedure* (*GRASP*) para resolver un problema inspirado en la planificación diaria de ruteo para una aerolínea regional que busca determinar los beneficios de los transbordos de carga. Se considera un PDPTW con **transbordos de carga** y una **flota heterogénea** donde **cada avión tiene su ubicación inicial y final** durante el horizonte de planificación. Para esto plantean como objetivo minimizar el número de vehículos para servir a la demanda de los clientes, sujeto a restricciones de capacidad y ventanas de tiempo. Cuando existen múltiples posibles soluciones se tiene un segundo objetivo que es minimizar la distancia total de viaje. En la fase de construcción de *GRASP*, cada pedido se inserta dentro

de las rutas hasta que toda la demanda se satisface o no existan inserciones factibles. Luego en la fase de mejora o búsqueda local, se emplea una heurística de *adaptive large neighborhood search* para modificar ciertos tramos de las rutas factibles. Para esto último consideran varias heurísticas para insertar y remover pedidos, las cuales tienen probabilidades asociadas según su desempeño para encontrar soluciones. De esta manera, al igual que Ropke y Pisinger (2006), en cada iteración solo se selecciona aleatoriamente una heurística de cada tipo. Además, a diferencia de estudios anteriores, en cada iteración se seleccionan aleatoriamente el número de pedidos que se remueven de una determinada ruta. Al testear este algoritmo con las bases de datos de Li y Lim (2001), se consiguen resultados para instancias de 50 pedidos, con una flota fija que fluctúa entre 2 y 19 vehículos según la instancia, y en un tiempo computacional promedio de 216 segundos y un gap de optimalidad de 0,08% para el mejor caso. Al considerar 25 pedidos y solo una ubicación de transbordo, en el mejor de los experimentos se consiguió un tiempo promedio por instancia de 295 segundos y un gap de optimalidad de 0,71%.

Cherkesly *et al.* (2015) resuelve un PDPTW para **flota homogénea** y con restricciones de carga LIFO, *last-in-first-out*, donde los pedidos se acumulan sobre el vehículo en una estructura de pila, de manera que un pedido solo puede ser entregado si este se encuentra en el tope de esta pila. La metodología de resolución empleada considera tres heurísticas: 1) *GRASP*, para generar el conjunto de soluciones iniciales factibles; 2) *ALNS*, para realizar una Búsqueda Local donde se emplean heurísticas de inserción y remoción de pedidos, junto con un operador que perturba la solución a modo de evitar quedarse entrabado en un óptimo local; 3) *Algoritmo genético o heurística basada en poblaciones*, que permite diversificar el grupo de soluciones. Se evalúan además dos estrategias para combinar las soluciones en el algoritmo genético. La primera selecciona y combina diferentes rutas de vehículos desde un conjunto de soluciones y la segunda selecciona dos

rutas "progenitoras" para crear una ruta "hijo" por medio de un operador *crossover*. Para ambas estrategias se utiliza búsqueda local sobre las rutas "hijo". Se demuestra que la segunda estrategia genera soluciones de mejor calidad. Esta metaheurística propuesta permite resolver instancias de hasta 200 pedidos dentro de un tiempo computacional de 1 hora, como también instancias de hasta 300 pedidos en 3 horas de ejecución. Para todas las instancias consiguen soluciones que tienen un gap con respecto a la mejor solución conocida entre 0,17 y 2,84%.

En esta tesis se formula un modelo de *Pickup and Delivery con ventanas de tiempo*, como el planteado en Desaulniers *et al.* (2002), Ropke y Pisinger (2006) y Parragh *et al.* (2008), el cual será presentado con mayor detalle en el Capítulo 3. No obstante, las principales diferencias de este trabajo con respecto a los estudios presentados en este capítulo son:

- a) Se desarrolla un modelo para reaccionar a disrupciones de la demanda de carga de corto plazo. Esto no ha sido tratado en el transporte aéreo de carga y en el transporte de pasajeros los modelos reactivos responden a disrupciones que son de naturaleza diferente a la demanda (clima, cancelaciones y demoras de vuelos).
- b) El modelo reactivo a desarrollar considera conjuntamente la adaptación de un itinerario base existente, el ruteo de los aviones, el ruteo de la carga y trata de impactar lo menos posible a las tripulaciones afectadas, mediante la incorporación de costos de penalización por cambios en la planificación base.
- c) La cantidad de carga a transportar asociada a cada pedido es una variable de decisión para este problema y no fija como se considera en gran parte de los estudios citados.
- d) No existe una restricción que limite la cantidad de paradas entre el origen y destino de un pedido, permitiendo una amplia variedad de rutas.
- e) Cada avión tiene asociada una ubicación inicial y final diferente para el horizonte de planificación, que podría ser el mismo aeropuerto inicial u otro diferente.
- f) La flota de vehículos (aviones) es fija, heterogénea y con capacidad definida.

Debido a que el problema planteado en esta tesis es operacional y requiere de respuestas rápidas, se va a seguir un enfoque híbrido como el planteado en Xu *et al.* (2003) donde se logran obtener soluciones rápidas sin comprometer en demasía la calidad de estas. Por este motivo, la metodología de resolución elaborada sigue un enfoque híbrido basado en generación de columnas, donde el problema maestro se resuelve mediante un *solver* LP y para cada subproblema se emplea una metaheurística *adaptive neighborhood search* (ANS), basada en la metaheurística de búsqueda local ALNS de Ropke y Pisinger (2006), y que será explicada con mayor detalle en el Capítulo 4.

3. MODELACIÓN

En este capítulo se presenta la elaboración de la planificación base, los supuestos y la notación del modelo, para luego introducir la formulación matemática del modelo de optimización.

El problema se puede modelar como un *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo*, donde cada nodo corresponde a un evento que representa ya sea un aterrizaje, despegue o estadía en un determinado aeropuerto con su correspondiente carga o descarga de un pedido. Un pedido se define por un nodo *pickup* donde se carga el requerimiento de transporte y un nodo *delivery* donde se descarga, cada uno ubicado en un aeropuerto, con su respectiva ventana de tiempo y duración de servicio.

Los arcos que conectan a estos nodos representan arcos terrestres (estadía en un aeropuerto), si ambos nodos pertenecen a un mismo aeropuerto, o tramos de vuelo, si estos se encuentran en diferentes aeropuertos. Por otro lado, para cada avión se establece una subred en la que puede operar, debido a restricciones operacionales o a derechos de vuelo que impiden la operación libre en todos los aeropuertos de la red. A su vez, se considera una flota heterogénea, donde cada avión tiene asociada una capacidad de transporte de carga, una ubicación inicial y final para el horizonte temporal y una planificación base a la cual se le deben hacer los menores ajustes posibles.

En la Figura 3-1 se muestra un ejemplo de la estructura de la red, donde se presentan los nodos *pickup* (en verde) y *delivery* (en rojo) asociado a cada pedido (6 en el ejemplo). Estos nodos se conectan al resto de los nodos mediante arcos terrestres si están dentro de un mismo aeropuerto (flechas negras) o tramos de vuelo si se encuentran en aeropuertos diferentes (flechas segmentadas rojas). Cada tramo de vuelo en la figura es una simplificación del modelo y representa aquel arco de vuelo que conecta un nodo *pickup* o *delivery* del aeropuerto de origen con otro del aeropuerto de destino. Por ejemplo, el

tramo de vuelo entre LIM y BSB puede ser el arco (1+, 3-) o (3+,5-) o cualquier otra combinación posible.

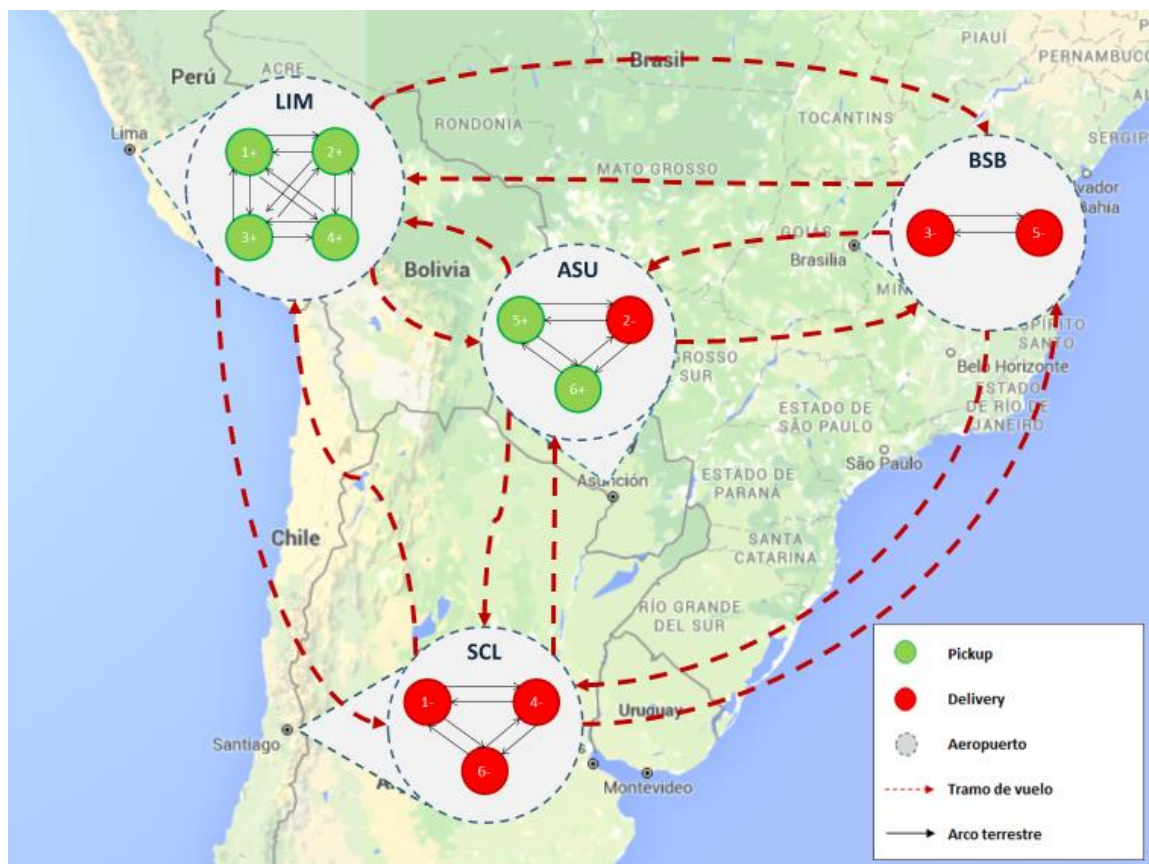


Figura 3-1: Ejemplo de la estructura de la red modelada

Fuente: Elaboración propia

A continuación, en la sección 3.1 se explica la definición de la planificación base y su modelación. En la sección 3.2 se presentan los supuestos del modelo, para luego en la sección 3.3 definir la notación que se emplea en la formulación matemática de la sección 3.4. Luego, en la sección 3.5 se presenta la descomposición de Dantzig-Wolfe, herramienta que se emplea para reducir la complejidad del modelo y facilitar su resolución.

3.1. Planificación base

La planificación base corresponde al itinerario o ruta planificada que será operada por cada avión dentro de un horizonte temporal y se define a partir de una secuencia de etapas que consideran selección de aeropuertos, asignación de aviones, tripulación y carga, sujetas a restricciones de operación y mantenimiento (Véase sección 1.2). Esta ruta considera un conjunto de tramos de vuelo, con los pedidos que se transportan y sus respectivas horas de despegue y aterrizaje en cada aeropuerto.

Como la modelación emplea una estructura de red basada en nodos, fue necesario asociar un conjunto de nodos *pickup* y/o *delivery* a cada aeropuerto de origen y destino de los tramos de vuelo de la planificación base. De este modo, un arco de vuelo entre estos dos aeropuertos corresponde indistintamente a cualquier arco entre algún nodo dentro del conjunto de nodos del aeropuerto de origen y otro nodo dentro del conjunto de nodos en el aeropuerto de destino. Así todos los arcos posibles que se forman de la combinación de nodos en cada uno de los aeropuertos pueden ser representados por un mismo y único tramo de vuelo de tal manera que el orden de visita de los nodos en un mismo aeropuerto no es considerado, tal como se ejemplificó en la Figura 3-1. De esta forma, se evita generar tramos de vuelo diferentes que se podrían asociar erróneamente a una modificación de la planificación base.

Para esto se definen macro-nodos por cada aterrizaje o despegue de la planificación base, donde cada uno tiene asociado tres atributos: aeropuerto, ventana de tiempo y nodos. El primer atributo, corresponde al aeropuerto donde se efectuó el evento (aterrizaje o despegue). El segundo, corresponde a la ventana de tiempo asociada, la que está dada por el periodo en que se realizó dicho evento. Por ejemplo si las ventanas de tiempo son AM y PM y el vuelo despegue a las 8:00, entonces su ventana asociada será AM. Es importante mencionar que si dos

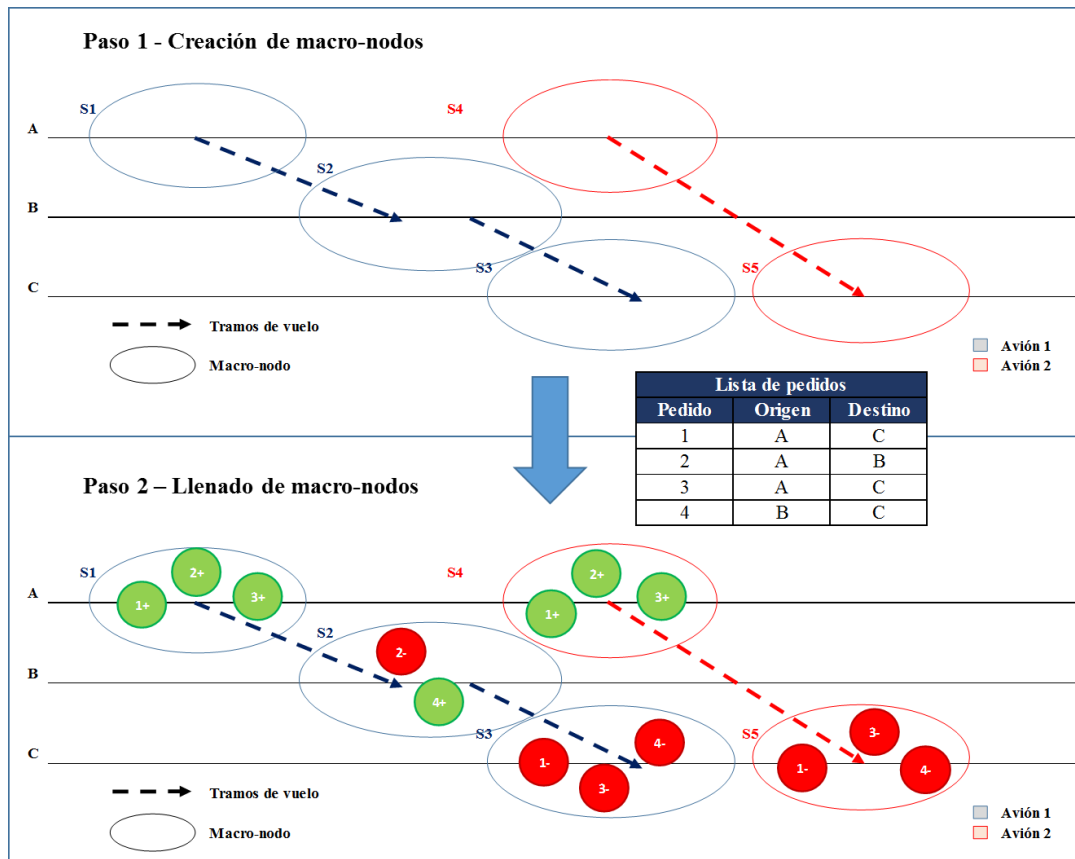
macro-nodos se encuentran en un mismo aeropuerto y con ventanas de tiempo iguales o consecutivas, ambos son consolidados en un único gran macro-nodo con una ventana de tiempo igual o más amplia respectivamente. De modo que este gran macro-nodo representa el aterrizaje y posterior despegue en ese mismo aeropuerto. El atributo, corresponde al conjunto de nodos *pickup* y/o *delivery* que se pueden visitar dentro de esta ventana de tiempo y aeropuerto.

Por lo tanto, un tramo de vuelo de la planificación base se define como un arco que une dos macro-nodos en aeropuertos distintos. En cada aeropuerto no importa el orden de visita de los diferentes nodos *pickup* y/o *delivery*. De este modo, la ruta de la planificación base de un avión está dada por una secuencia de macro-nodos.

Para elaborar estos macro-nodos se consideran dos pasos. En el Paso 1 se define cada macro-nodo en base a su aeropuerto y su ventana de tiempo. Luego, en el Paso 2 para cada macro-nodo se revisa la lista de pedidos que se requiere satisfacer y para cada uno de ellos, se asocian sus respectivos nodos de *pickup* o *delivery* a aquellos macro-nodos que compartan los mismos atributos de aeropuerto y ventana de tiempo.

La Figura 3-2 ejemplifica el procedimiento mencionado anteriormente para una red en la cual se tienen tres aeropuertos: A, B y C, y 2 aviones (azul y rojo en la figura) en una misma ventana de tiempo. La planificación base del avión 1 considera dos tramos de vuelo: A-B y B-C, en cambio, el avión 2 tiene planificado solo 1 tramo de vuelo: A-C. A partir de estos tramos de vuelo se definen 5 macro-nodos, 3 para el avión 1 y 2 para el avión 2. De esta manera, en el Paso 1 se crea cada macro-nodo con un aeropuerto específico y una ventana de tiempo dada por su hora de despegue o aterrizaje. En este ejemplo, el S2 es un macro-nodo que representa un aterrizaje y despegue en el aeropuerto B. Luego, para el Paso 2 se considera la lista de pedidos que se deben transportar en la nueva planificación.

Esta lista cuenta con 4 pedidos donde cada uno tiene asociado un aeropuerto de origen y otro de destino. A partir de esta lista se llena cada macro-nodo en base a los posibles nodos *pickup* y/o *delivery* que se pueden recorrer en dicho aeropuerto y ventana de tiempo. De esta manera, hay pedidos que se repiten en diferentes macro-nodos dada la posibilidad de ser visitados por diferentes aviones.



$$S_1 := \{1^+, 2^+, 3^+\} ; S_2 := \{4^+, 2^-\} ; S_3 := \{1^-, 3^-, 4^-\} ; S_4 := \{1^+, 2^+, 3^+\} ; S_5 := \{1^-, 3^-, 4^-\}$$

Figura 3-2: Elaboración de macro-nodos

Fuente: Elaboración propia

El ejemplo anterior sirve también para ilustrar que el orden en que se visitan los nodos es indiferente para el modelo. Por ejemplo, los arcos de vuelo $(1^+, 2^-)$ y

$(3^+, 4^+)$ para el avión 1 son equivalentes al tramo de vuelo A-B de la planificación base. Por lo tanto cualquier arco entre los dos conjuntos de nodos entregaría el mismo tramo de vuelo y no se traduciría en un cambio en la planificación base.

En el modelo se considera un itinerario base para cada avión y se busca optimizar la decisión de los cambios de planificación que se deben efectuar producto de una modificación en la demanda de último minuto. Para realizar estos ajustes se pueden emplear diferentes acciones reactivas como la cancelación de tramos de vuelo, hacer un intercambio de vuelos entre aviones, rerutear o reposicionar aviones, incorporar aeropuertos de escala o efectuar vuelos de “ida y vuelta” (*roundtrip*).

Habiendo explicado la estructura de la red y la planificación base, en la siguiente sección se describen los principales supuestos, para luego dar paso a la notación y formulación del modelo.

3.2. Supuestos

Este modelo considera los siguientes supuestos:

- a) **Los tiempos de carga y descarga son determinísticos y específicos a cada tipo de pedido que se transporta.**

Estos tiempos pueden tener un cierto componente de estocasticidad, pero en general éstos presentan poca variabilidad. En este sentido tampoco se consideran políticas de carga y descarga de pedidos, como por ejemplo *First in, first out* (FIFO) o *Last in, first out* (LIFO).

- b) **No se considera la transferencia de carga entre aviones cargueros.**

Es decir, para un pedido que va entre A y C, un avión no puede transportar este

pedido de A a B para luego ser transportado por un segundo avión desde B a C. Por este motivo, en esta tesis se utiliza indistintamente el término “vuelo” y “tramo de vuelo”, lo que es equivalente a pensar que cada vuelo está compuesto por un solo tramo.

Este supuesto es fuerte, debido a que la mayoría de las aerolíneas operan en modalidad *hub-and-spoke*. Ésta les permite transportar carga desde muchos orígenes a un reducido número de *hubs* que consolida las cargas y las sube a otro avión para finalmente transportarlas a sus destinos finales (Feng *et al.*, 2015).

- c) Los pedidos son continuamente divisibles, de manera que los aviones pueden recoger cargas parciales de un pedido y un pedido puede ser transportado por más de un avión.**

Esto es razonable, debido a que se considera un "pedido" a una cantidad de carga que se transporta entre un par origen-destino y sujeto a una misma ventana de tiempo. Por lo tanto, un mismo pedido podría considerar lotes de diferentes clientes que coinciden en estos atributos, al igual como lo hacen las aerolíneas en su planificación. Además, el modelo propuesto privilegia transportar pedidos completos para evitar que otro avión visite el mismo nodo, y por consiguiente aeropuerto, haciendo más costosa la operación.

- d) Las restricciones de capacidad están asociadas a las cargas en toneladas que se transportan y no al volumen de los pedidos.**

A pesar que la capacidad de carga depende no solo del peso sino también del volumen, tipo de contenedor utilizado, tipo de carga y su centro de gravedad (Leung *et al.*, 2009); las aerolíneas utilizan conversiones de medida de

volumen a toneladas equivalente, siendo esta medida la más utilizada en la industria.

- e) **No se consideran penalidades por dejar pedidos de la planificación base, parcial o completamente, abajo del avión.**

Se asume que al dejar abajo un pedido de la planificación base únicamente se deja de percibir los ingresos que se obtendrían de haberlo transportado. El alcance de este supuesto se analizará mediante el cálculo del indicador *Fill Rate* que considera el porcentaje de la demanda que se logra satisfacer.

3.3. Notación

Conjuntos

- K : Conjunto de aviones identificados por su matrícula, $k = \{1, \dots, |K|\}$.
- P : Conjunto de pedidos, $P = \{1, \dots, |P|\}$. Sea $i \in P$, entonces el nodo *pickup* del pedido i es i^+ y su nodo *delivery* i^- .
- P^k : Conjunto de pedidos que pueden ser llevados por el avión k , $P^k \subseteq P$.
- N^k : Conjunto de nodos *pickup* y *delivery* que pueden ser visitados por el avión k , junto con los nodos de ubicación inicial y final al término del horizonte de planificación, $\{0_k^+, 0_k^-\}$.
- A^k : Conjunto de arcos que pueden ser recorridos por el avión k , $(i, j) \in A^k$, con $i, j \in N^k$. Los arcos que conectan nodos *pickup* o *delivery* con la ubicación inicial y final de los aviones, definidos como $(0_k^+, i)$ y $(i, 0_k^-)$, son arcos ficticios que no representan un transporte de carga, solo permite asegurar que las rutas terminen en los aeropuertos requeridos para cada avión. Por ejemplo, si un avión tiene como ubicación final MIA y uno de sus pedidos tiene nodo *delivery* en este mismo aeropuerto, habría una conexión entre ambos nodos mediante un arco terrestre.

- NA_i^k : Conjunto de nodos antecesoros a i para el avión k , $NA_i^k = N^k \setminus \{i, 0_k^+\}$
 NS_i^k : Conjunto de nodos sucesores a i para el avión k , $NS_i^k = N^k \setminus \{i, 0_k^-\}$
 S : Conjunto de macro-nodos.
 S_n : Conjunto de nodos *pickup* y/o *delivery* que componen el macro-nodo $n \in S$.
 FB^k : Conjunto de tramos de vuelo en la planificación base para el avión k , indexado como (n, m) con $n, m \in S$.

Parámetros

- $c_{i,j}^k$: Costo de recorrer el arco $(i, j) \in A^k$ por el avión k . Si es un arco terrestre, este costo está asociado a la operación en tierra, como maniobras de carga y descarga. Si es un arco de vuelo que pertenece a la planificación base, este costo corresponde a la operación del vuelo. En cambio, si corresponde a un tramo de vuelo que no pertenece a la planificación base, el costo asociado al arco es por la operación en vuelo más un costo por agregar este tramo a la planificación [US\$].
 $s_{n,m}^k$: Costo de penalización por modificación del vuelo $(n, m) \in FB^k$ para avión k . Este costo puede representar el tener que disponer de una tripulación extra o tener que trasladar una tripulación desde otro aeropuerto, entre otros posibles costos [US\$/vuelo].
 $tarifa_i$: Tarifa por transportar el pedido $i \in P$ [US\$/tonelada].
 $t_{i,j}^k$: Tiempo de viaje entre el nodo i y j para el avión k [hrs].
 d_i : Tiempo de carga o descarga en el nodo i [hrs].
 e_i : Instante de tiempo mínimo en que el nodo i puede ser visitado [hrs].
 l_i : Instante de tiempo máximo en que el nodo i puede ser visitado [hrs].
 D_i : Carga total demandada por el pedido i [toneladas].
 CAP^k : Capacidad del avión k [toneladas].

Variables

- $x_{i,j}^k$: Variable binaria que toma valor 1 si el avión k recorre el arco (i,j) , 0 en otro caso.
- B_i^k : Instante de tiempo en que el avión k inicia su visita al nodo $i \in N^k$. [hrs]
- q_i^k : Cantidad de carga que se asigna al nodo $i \in N^k$. Representa la carga que se recoge ($q_i^k \geq 0$) si el nodo i es *pickup* y la carga que se entrega ($q_i^k \leq 0$) si el nodo i es *delivery* [toneladas].
- Q_i^k : Carga que lleva el avión k al salir del nodo $i \in N^k$ [toneladas].

3.4. Modelo matemático

A continuación se presenta la modelación matemática del problema de programación entera mixta (MIP):

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{k \in K} \sum_{i \in P^k} \text{tarifa}_i q_i^k - \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A^k} c_{i,j}^k x_{i,j}^k \\ & - \sum_{k \in K} \sum_{(n,m) \in FB^k} s_{n,m}^k \max\{1 - \sum_{i \in S_n} \sum_{j \in S_m} x_{i,j}^k, 0\} \end{aligned} \quad (3.1)$$

sujeto a:

$$\sum_{j \in P^k} x_{0_k^+, j^+}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (3.2)$$

$$\sum_{j \in NS_i^k} x_{i,j}^k - \sum_{j \in NA_i^k} x_{j,i}^k = 0 \quad \forall i \in N^k, k \in K \quad (3.3)$$

$$\sum_{i \in P^k} x_{i^-, 0_k^-}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (3.4)$$

$$x_{i,j}^k = 1 \Rightarrow B_j^k \geq B_i^k + d_i + t_{i,j}^k \quad \forall (i,j) \in A^k, k \in K \quad (3.5)$$

$$x_{i,j}^k = 1 \Rightarrow Q_j^k \geq Q_i^k + q_j^k \quad \forall (i,j) \in A^k, k \in K \quad (3.6)$$

$$Q_{0_k^-}^k = 0 \quad \forall k \in K \quad (3.7)$$

$$\max\{0, q_i^k\} \leq Q_i^k \leq \min\{CAP^k, CAP^k + q_i^k\} \quad \forall i \in N^k, \forall k \in K \quad (3.8)$$

$$q_{i^+}^k \leq CAP^k \sum_{j \in NS_{i^+}^k} x_{i,j}^k \quad \forall i \in P^k, k \in K \quad (3.9)$$

$$\sum_{k \in K/i \in P^k} q_{i^+}^k \leq D_i \quad \forall i \in P \quad (3.10)$$

$$q_{i^+}^k + q_{i^-}^k = 0 \quad \forall i \in P^k, k \in K \quad (3.11)$$

$$\sum_{j \in NA_{i^+}^k} x_{j,i^+}^k - \sum_{j \in NS_{i^-}^k} x_{i^-,j}^k = 0 \quad \forall i \in P^k, k \in K \quad (3.12)$$

$$B_{i^+}^k \leq B_{i^-}^k \quad \forall i \in P^k, k \in K \quad (3.13)$$

$$e_i \leq B_i^k \leq l_i \quad \forall i \in N^k, k \in K \quad (3.14)$$

$$x_{i,j}^k \in \{0,1\} \quad \forall (i,j) \in A^k, k \in K \quad (3.15)$$

$$q_i^k \in \mathbb{R} \quad \forall i \in N^k, k \in K \quad (3.16)$$

$$Q_i^k \geq 0 \quad \forall i \in N^k, k \in K \quad (3.17)$$

La función objetivo del problema (3.1) es la maximización de utilidades donde a los ingresos por llevar cada pedido se le restan los costos operacionales por operar con un determinado avión y los costos de penalización por modificación del vuelo de la planificación original, la cual puede corresponder a una cancelación del vuelo o que el vuelo sea operado por otro avión. La restricción (3.2) restringe a que cada avión k comience en el nodo de inicio del horizonte de planificación. La restricción (3.3) asegura la continuidad entre nodos consecutivos de una ruta factible. La restricción (3.4) restringe a que cada avión k finalice su recorrido en el nodo final definido para el horizonte de planificación. Debido que al momento de finalizar una ruta se deben haber visitado todos los nodos *delivery* de los pedidos recogidos, el arco que conecta con el nodo final debe tener como predecesor un nodo *delivery*. La restricción (3.5) asegura que de ser recorrido un arco (i,j) el instante de llegada al nodo j debe ser mayor o igual a la suma del instante de

llegada en el nodo predecesor más el tiempo de carga o descarga en dicho nodo más el tiempo de viaje entre ambos nodos.

Las restricciones (3.6), (3.7), (3.8), y (3.9) aluden a las restricciones de capacidad asociadas al avión k . En (3.6) se asegura la continuidad de la carga entre dos nodos consecutivos de la ruta y se emplea “ \geq ” para mejorar la relajación lagrangeana. En (3.7) se restringe a que no queden pedidos pendientes por entregar al finalizar la ruta de cada avión. Esta restricción junto con la (3.4) no son limitantes para el modelo si se quiere una continuidad de carga entre un horizonte de planificación y el siguiente. Por ejemplo, si al final del horizonte de planificación se requiere que un avión termine su periodo en el aeropuerto B y se desea operar el vuelo A-B-C que transporta un pedido con origen A y destino C, entonces al momento de definir la lista de pedidos éste se puede modelar separándolo en dos: el primero con *pickup* en A y *delivery* en B, y el segundo, correspondiente al siguiente periodo (horizonte de planificación) se debe modelar con *pickup* en B y *delivery* en C (Para más información de cómo se tratan estos pedidos véase Anexo A). La restricción (3.8) asegura que la capacidad del avión no sea superada a lo largo de la ruta y con (3.9) se exige que la carga de un determinado pedido asignado al avión no pueda ser mayor a la capacidad de éste.

La restricción (3.10) limita la cantidad máxima que se puede recoger en un determinado nodo *pickup*. Con la restricción (3.11) se asegura que la carga recogida en un nodo *pickup* debe ser de igual tamaño que la carga entregada en su respectivo nodo *delivery*. En (3.12) se restringe que si un avión recorre un nodo *pickup* entonces debe visitar el nodo *delivery* de ese pedido. Con (3.13) se asegura que el nodo *pickup* sea visitado antes que el nodo *delivery*. La restricción (3.14) limita los instantes de arribo a cada nodo en base a sus ventanas de tiempo. Finalmente, (3.15)-(3.17) establecen la naturaleza de las variables.

El problema anterior es no lineal en el último término de la función objetivo y en el conjunto de restricciones (3.5), (3.6) y (3.8). Lo primero se puede corregir pasando como restricción este término y utilizando una variable auxiliar $\mu_{n,m}^k$, la cual producto de la nueva restricción (3.19) puede tomar valor 1 si el tramo de vuelo (n,m) se cancela y 0 si no. De esta manera, mediante equivalencia queda reformulado como sigue:

$$\max - \sum_{k \in K} \sum_{(n,m) \in FB^k} s_{n,m}^k \mu_{n,m}^k \quad (3.18)$$

sujeto a:

$$\mu_{n,m}^k \geq 1 - \sum_{i \in S_n} \sum_{j \in S_m} x_{i,j}^k \quad \forall (n,m) \in FB^k, k \in K \quad (3.19)$$

$$\mu_{n,m}^k \geq 0 \quad \forall (n,m) \in FB^k, k \in K \quad (3.20)$$

La no linealidad en el conjunto de restricciones (3.5) y (3.6) se corrige en base a Cordeau (2006), donde se introducen dos parámetros *big-M*, $M_{i,j}^k$ y $W_{i,j}^k$, para quedar reformuladas como sigue:

$$B_j^k \geq B_i^k + d_i + t_{i,j}^k - M_{i,j}^k(1 - x_{i,j}^k) \quad (3.21)$$

$$Q_j^k \geq Q_i^k + q_j^k - W_{i,j}^k(1 - x_{i,j}^k) \quad (3.22)$$

con

$$M_{i,j}^k \geq \max\{0, l_i + d_i + t_{i,j}^k - e_j\} \quad (3.23)$$

$$W_{i,j}^k \geq \min\{CAP^k, CAP^k + q_i^k\} \quad (3.24)$$

Para efectos de esta tesis, ambos parámetros se definen en igualdad. El parámetro $M_{i,j}^k$ se calculó previamente, a partir de la igualdad de (3.23), y su valor se incorporó directamente en la restricción (3.21). En cambio, al reemplazar

directamente el parámetro $W_{i,j}^k$ en la restricción (3.22), ésta queda no lineal, por considerar una función $\min()$ y la variable q_i^k . Por estos motivos, se optó por considerar solo la parte fija, es decir,

$$W_{i,j}^k = CAP^k \quad (3.25)$$

Si bien esto simplifica la formulación del problema, hace que el espacio solución no sea tan acotado como lo hubiera sido con (3.24).

Finalmente, el conjunto de restricción (3.8) es fácilmente reemplazado por el siguiente conjunto de restricciones:

$$0 \leq Q_i^k \quad (3.26)$$

$$q_i^k \leq Q_i^k \quad (3.27)$$

$$Q_i^k \leq CAP^k \quad (3.28)$$

$$Q_i^k \leq CAP^k + q_i^k \quad (3.29)$$

Aunque la tripulación no se modela directamente como restricción adicional al problema, ésta se considera implícitamente en el objetivo de realizar los menores cambios posibles a la planificación base y así no alterar la asignación de tripulación. En cambio, el mantenimiento de los aviones, se puede modelar directamente como nodos en la red, explicación que se presenta con mayor detalle en Anexo B.

El problema planteado es *NP-Hard*, con el fin de poder resolverlo se recurre a descomposición de Dantzig-Wolfe para reformular esta modelación como se expone en la siguiente sección.

3.5. Descomposición de Dantzig Wolfe y generación de columnas

El problema planteado anteriormente tiene estructura de bloques, por lo tanto para la resolución se emplea la descomposición de Dantzig-Wolfe (Dantzig y Wolfe, 1960), que consiste en dividir la formulación en un Problema Maestro Restringido (PMr) y un conjunto de $|K|$ -Subproblemas ($|K|$ -SPs), donde cada uno genera rutas factibles para un avión en particular. Luego, la relajación lineal del problema maestro junto con los subproblemas se resuelven en base a un enfoque de generación de columnas (Wolsey, 1998; Barnhart *et al.*, 1998; Desrosiers y Lübbecke, 2005; Feillet, 2010) para determinar la ruta óptima que cada avión debe ejecutar, de manera de maximizar las utilidades con los menores cambios posibles a la planificación base y sujeto a las restricciones de demanda, capacidad y ventanas de tiempo.

Como se muestra en la Figura 3-3, el procedimiento de generación de columnas comienza con un conjunto de columnas en el PMr. Cada una de estas columnas representa una ruta inicial para un determinado avión. En este caso, se definen columnas iniciales para cada avión, a partir del itinerario de la planificación base, que serán descritas con mayor profundidad en la sección 4.3. Luego, en cada iteración se comienza con una relajación lineal del PMr que al ser optimizado entrega valores duales que son utilizados en cada uno de los $|K|$ -SPs para determinar los costos reducidos de cada ruta. Estos $|K|$ -SPs se resuelven y si generan rutas que tienen costos reducidos mayores a 0 se ingresan al PMr. El algoritmo itera hasta que no sea posible ingresar nuevas columnas, es decir, todas las rutas generadas en la iteración tienen costo reducido no positivo. En este punto, se obtiene una solución óptima al problema relajado. Si la solución al problema relajado es entera se tiene un *lower bound* para el MIP original, de lo contrario, se tiene una solución relajada o fraccionaria para este problema.

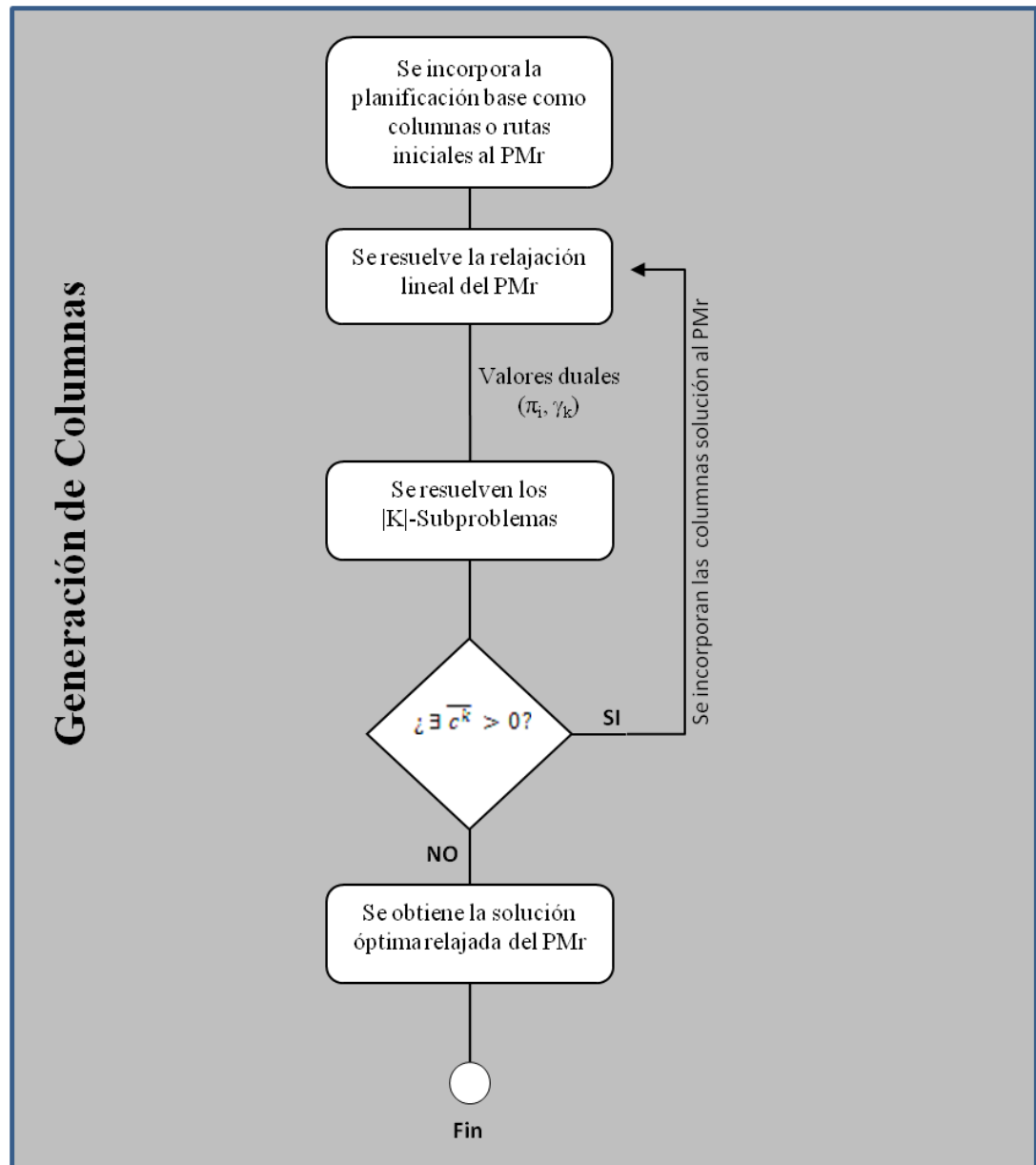


Figura 3-3: Diagrama del enfoque de Generación de Columnas

Fuente: Elaboración Propia

A continuación se presenta la formulación del Problema Maestro Restringido y el k -Subproblema.

3.5.1. Problema Maestro Restringido (PMr)

Este problema incorpora conjuntos, parámetros y variables adicionales a las expuestas en la sección anterior que se detallan a continuación.

Conjuntos

R_k : Conjunto de rutas factibles para el avión k .

N^r : Conjunto de nodos visitados por la ruta r .

A^r : Conjunto de arcos visitados por la ruta r , indexado como (i, j) con $i, j \in N^r$

P^r : Conjunto de pedidos que forman parte de la ruta r , con $P^r := N^r \setminus \{0_k^+, 0_k^-\}$

Parámetros

Y_r^k : Representa la ruta generada por el k -Subproblema. Vector que se define como sigue:

$$Y_r^k = (\{x_{i,j}\}_{(i,j) \in A^r}, \{q_{i^+}\}_{i \in P^r}, \{Q_i\}_{i \in N^r}, \{B_i\}_{i \in N^r}, \{\mu_{n,m}\}_{(m,m) \in FB^k})$$

C_r^k : Utilidad asociada a la ruta r del avión k . Vector cuyos elementos corresponden a los coeficientes asociados a cada familia de variables Y_r^k y se define como sigue:

$$C_r^k = (\{-c_{i,j}\}_{(i,j) \in A^r}, \{tarifa_i\}_{i \in P^r}, \{0\}_{i \in N^r}, \{0\}_{i \in N^r}, \{-s_{n,m}\}_{(m,m) \in FB^k})$$

De este modo, el producto punto $C_r^k \cdot Y_r^k$ corresponde al valor del término de la función objetivo original para el avión k (Sección 3.4), evaluada en la solución o ruta generada por el k -Subproblema.

$q_{i^+,r}^k$: Carga del nodo *pickup* i^+ asignada al avión k en la ruta r , forma parte de la familia $\{q_{i^+}\}_{i \in P^r}$ en el vector Y_r^k .

Variables

x_r^k : Variable binaria que toma valor 1 si la ruta r se asigna al avión k .

Formulación matemática

$$\max \sum_{k \in K} \sum_{r \in R_k} (C_r^k \cdot Y_r^k) x_r^k \quad (3.30)$$

sujeto a:

$$\sum_{k \in K} \sum_{r \in R_k} x_r^k q_{i^+,r}^k \leq D_i \quad \forall i \in P \quad (\pi_i) \quad (3.31)$$

$$\sum_{r \in R_k} x_r^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (\gamma_k) \quad (3.32)$$

$$x_r^k \in \{0,1\} \quad \forall r \in R_k, \forall k \in K \quad (3.33)$$

La función objetivo de este problema (3.30) puede ser descrita como una combinación lineal convexa de los valores de las soluciones o rutas generadas por los subproblemas. De esta forma, las $|R_k|$ soluciones de los subproblemas pueden ser usadas para generar una solución factible del problema original. La restricción (3.31) es vinculante a todos los subproblemas y corresponde a la restricción de demanda para cada pedido, relacionada con la restricción (3.10) del problema original. La restricción (3.32) es conocida como restricción de convexidad al corresponder a una combinación convexa de los puntos extremos o soluciones de cada subproblema. Ésta también se puede interpretar como una restricción que asegura que a cada avión k se le asigne solo una ruta r del conjunto de rutas factibles a operar por ese avión. La restricción (3.33) corresponde a la naturaleza binaria de la variable de decisión, sin embargo, debe ser relajada para facilitar la resolución del problema y así poder obtener los valores duales que se ingresan a los $|K|$ -Subproblemas.

En cada iteración, se obtienen los valores duales π_i para cada nodo *pickup* de la red y γ_k para cada k -Subproblema. Cada π_i se interpreta como el costo de oportunidad de llevar una unidad adicional del pedido i antes que el resto de los pedidos. Este valor será igual para todos los k -Subproblemas, a diferencia de los

valores γ_k . Cada γ_k se interpreta como la utilidad de la ruta óptima generada hasta ese momento para el avión k .

3.5.2. k -Subproblema o Problema Satélite (k -SP)

Cada problema satélite tiene como finalidad encontrar la ruta óptima para un avión en particular y está formado por las restricciones no vinculantes del problema original. La función objetivo (3.34) en este caso representa los costos reducidos del problema original, por lo tanto incluye los valores duales proporcionados por el problema maestro restringido.

$$\max \left(\sum_{i \in P^k} \text{tarifa}_i q_{i^+} - \sum_{(i,j) \in A} c_{i,j} x_{i,j} - \sum_{(n,m) \in FB^k} s_{n,m} \mu_{n,m} \right) - \sum_{i \in P} \pi_i q_{i^+} - \gamma$$

sujeto a:

(3.2) - (3.9) y (3.11) - (3.17)

(3.34)

La solución obtenida por este problema es una ruta factible para el avión k , sin considerar las restricciones de demanda. Si el valor de la función objetivo o costo reducido de esta solución es mayor a 0, sería una ruta beneficiosa para el problema y conviene incorporarla al problema maestro restringido.

Debido a que cada subproblema supone resolver un *Pickup and Delivery* para cada avión, cuya naturaleza *NP-hard* conduce a extensos tiempos de resolución, se implementó una metaheurística adaptativa de búsqueda local que se ha denominado *adaptive neighborhood search* (ANS) para resolver cada uno de estos y así poder generar soluciones en periodos cortos de tiempo que permitan la utilización del modelo para fines operacionales. Este algoritmo será explicado en el Capítulo 4.

4. METODOLOGÍA DE RESOLUCIÓN

El problema de *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo* es naturaleza *NP-Hard* y el subproblema planteado para la generación de columnas en la sección 3.5.2 también lo es, por ser el mismo problema resuelto para un único vehículo. Esta dificultad, hace que los tiempos computacionales para su resolución crezcan de manera importante con el tamaño del problema. En un entorno operacional donde las decisiones deben ser tomadas en cortos periodos de tiempo, resolver el problema directamente o hacerlo a optimalidad podría significar que la solución esté disponible cuando ya sea demasiado tarde. Por este motivo, se estudió en la literatura diferentes herramientas para acelerar los tiempos de resolución y se seleccionó el más adecuado para el objetivo de esta tesis.

La metodología de resolución considera un proceso de generación de columnas donde el problema maestro restringido relajado se resuelve mediante el *solver* de optimización Gurobi 6.0.3 y cada uno de los k -Subproblemas se resuelve mediante una metaheurística de búsqueda local denominada *adaptive neighborhood search* (ANS). Al finalizar este proceso, la solución obtenida se convierte a solución entera por medio de un Algoritmo de Mezcla que permite definir una única ruta a operar por cada avión.

A continuación, en la sección 4.1 se define la metaheurística ANS empleada para la resolución de cada k -Subproblema. En la sección 4.2 se presenta el Algoritmo de Mezcla desarrollado para esta tesis y que tiene una funcionalidad post-generación de columnas. En la sección 4.3 se resume de manera esquemática y condensada la metodología de resolución empleada, que se ha denominado enfoque híbrido o GC-ANS al considerar un desarrollo conjunto entre modelos de optimización y heurísticas dentro de un marco de generación de columnas.

4.1. Adaptive neighborhood search (ANS)

La metaheurística *adaptive neighborhood search* (ANS) subyace de los algoritmos *neighborhood search* conocidos como de búsqueda local. Estos algoritmos tratan de mejorar una solución inicial aplicando cambios locales, donde en cada iteración se explora un conjunto de soluciones factibles "cercanas" a la solución actual y se selecciona la que responde a cierto criterio de aceptación. En el caso de esta tesis, el criterio de aceptación para la modificación de una solución actual es del tipo *greedy*, donde la nueva solución se acepta solo si mejora la función objetivo al ser comparada con la solución actual.

Se desarrolla esta metaheurística a diferencia de la elaborada por Ropke y Pisinger (2006), conocida como *adaptive large neighborhood search* (ALNS), porque el problema planteado en esta tesis requiere soluciones cercanas a la planificación base. Sin embargo, este algoritmo puede ser fácilmente extensible a un ALNS, en el caso que se emplee un criterio que acepte soluciones que no necesariamente mejoran la solución actual, pero que sí favorezcan a una diversificación mayor de la búsqueda.

El algoritmo ANS propuesto se emplea sólo para resolver cada k -Subproblema y tiene la estructura presentada en el **Algoritmo 1**. Inicialmente, se construye una solución inicial para el avión k a partir de su planificación base, mejorada en tiempos y cargas asignadas. Luego, en la fase iterativa de búsqueda local, se emplean diferentes heurísticas las que son seleccionadas de acuerdo a una probabilidad de elección basada en la eficiencia. Las heurísticas empleadas se basan en los operadores propuestos por Cherkesly *et al.* (2015) y Talebian y Salari (2015), que modifican la ruta inicial ingresada, entre las que se encuentran la inserción de nuevos pedidos, intercambio de pedidos sin asignar con los asignados a la ruta y reubicación de los pedidos dentro de la ruta. Estas heurísticas serán explicadas con mayor detalle en la sección 4.1.2, junto con la definición de las

probabilidades. En cada iteración se almacena la ruta generada que presenta la mejor función objetivo.

Algoritmo 1.- Esquema general de la estructura del algoritmo ANS

```

#Construcción de la solución inicial factible
MejorSolucion := Inicializacion(PlanificacionBase);
MejorFO = FO(MejorSolucion) #Mejor función objetivo
[Se inicializan todas las heurísticas con equiprobabilidad]
#Fase de búsqueda local
while (No se cumple criterio de término) do
    [Se selecciona una heurística según probabilidad]
    SolucionActual := Heuristica(MejorSolucion);
    [Se actualizan las probabilidades de todas las heurísticas]
    if (FO(SolucionActual) > MejorFO) then
        MejorSolucion := SolucionActual;
        MejorFO = FO(SolucionActual);
    end
end

```

El algoritmo se utiliza para resolver cada k -Subproblema en un enfoque de generación de columnas (Sección 3.5). Cada modificación que se realiza tanto en la inicialización como en búsqueda local considera la función objetivo del k -Subproblema (Sección 3.5.2) para evaluar la ruta generada. Los valores duales empleados en la función objetivo se obtienen en cada iteración de la generación de columnas, a partir de la resolución del modelo de optimización del problema maestro restringido (Sección 3.5.1) y se ingresan como parámetros a la resolución del k -Subproblema.

A continuación se describen en detalle la construcción de la solución inicial y la fase de búsqueda local.

4.1.1. Construcción de la solución inicial factible

En esta etapa se define una ruta inicial factible para el k -Subproblema. Para esto se comienza con la secuencia de nodos determinada a partir de la planificación base, la cual pasa por métodos que permiten asignar tiempos y cargas, explicados en la sección 4.1.2, para generar finalmente una ruta factible y "optimizada". En la confección de la metodología de resolución se probaron diferentes maneras de generar la ruta inicial factible, como por ejemplo, que en cada iteración del problema maestro se proporcione la ruta con mayor ponderación, x_r^k relajado, como ruta inicial del algoritmo ANS, sin embargo, esta alternativa generó peores utilidades.

4.1.2. Búsqueda local

La búsqueda local se efectúa luego de la construcción de la solución inicial y se basa principalmente en las heurísticas propuestas por Talebian y Salari (2015) y Cherklesly *et al.* (2015), las que son equivalentes como se muestra en la Tabla 4-1.

Tabla 4-1: Cuadro comparativo de heurísticas

Talebian y Salari (2015)	Cherklesly <i>et al.</i> (2015)
one-point move	Intra-route request relocate
two-point move	Intra-route request exchange
Improved two-point move	Inter-route request exchange
String swap	~ Inter-route multiple request exchange
	Intra-route multiple request exchange

Fuente: Elaboración Propia

Debido a la utilización de ANS en cada k -Subproblema, en la búsqueda local solo se consideran heurísticas que generan cambios dentro de una misma ruta, denominadas *Intra_route* por Cherklesly *et al.* (2015). En esta tesis se utiliza la

misma notación empleada por este autor y se incorporan dos heurísticas adicionales: *Drop_and_Add* y *Swap*.

A continuación se explican las heurísticas empleadas en búsqueda local:

- a) ***Drop_and_Add(r)***: Este método inserta pedidos sin asignar sobre la ruta r ingresada como parámetro. Para esto al inicio de esta heurística se define una lista de pedidos pendientes, correspondientes a aquellos que no han sido incorporados en la ruta actual, y se ordena esta lista de mayor a menor ganancia unitaria. La ganancia unitaria corresponde a la diferencia entre la tarifa del pedido y el costo dual (π_i) entregado por el PMr. Para cada pedido en la lista de pedidos pendientes, el método evalúa su mejor posición de inserción y al finalizar la heurística elige aquel pedido que genera la mejor función objetivo y lo agrega a la ruta.
- b) ***Swap(r)***: Este método intercambia de posición un pedido que está asignado a la ruta r , ingresada como parámetro, con otro pedido sin asignar. Estos pedidos que no forman parte de la ruta están incorporados en una lista de pedidos pendientes, ordenada de mayor a menor ganancia unitaria, al igual que en el *Drop_and_Add(r)*.
- c) ***Intra_route_request_exchange(r)***: Este método intercambia las posiciones tanto de *pickup* como de *delivery* de dos pedidos dentro de la ruta r ingresada como parámetro. Para esto, se recorren iterativamente todos los pares de pedidos y se retorna la ruta modificada que entrega el mayor valor de la función objetivo.
- d) ***Intra_route_request_relocate(r,p)***: Este método relocaliza el pedido p en su mejor posición dentro de la ruta r . Para esto remueve el pedido de su posición, tanto su nodo *pickup* como *delivery*, y prueba diferentes posiciones hasta retornar la que genera una mejor función objetivo.

Las últimas dos heurísticas que se expondrán a continuación corresponden a intercambio y reubicación de rutas truncadas o subrutas de cada pedido. Una ruta truncada se define como un subconjunto de una ruta que tiene como nodo inicial el *pickup* de un pedido p y como nodo final el *delivery* del pedido p . Además, cumple con la condición de que no exista otra carga sobre el avión al salir del nodo inicial, y que la carga al salir del nodo final es cero.

Por ejemplo, consideremos el procedimiento que se muestra en la Figura 4-1, presentado en Cherklesly *et al.* (2015). La ruta inicial es "a" de la cual se generan dos rutas truncadas, una para el pedido 1 y otra para el pedido 3, pintadas en gris en la figura. Ambas rutas truncadas pueden ser extraídas de la ruta inicial sin alterar al resto de la ruta, debido a que son completamente independientes, para luego ser intercambiadas de posición como se muestra en la ruta "b".

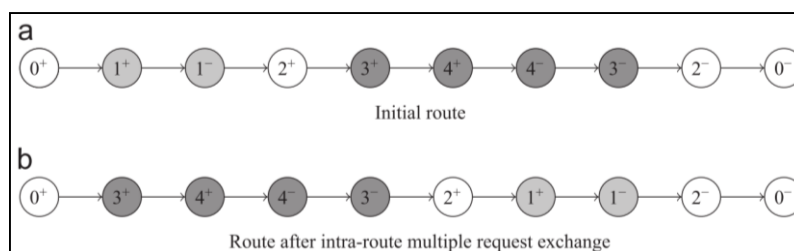


Figura 4-1: Ejemplo de subrutas en *Intra_route_multiple_request_exchange*

Fuente: Cherklesly *et al.* (2015)

Luego, las heurísticas que utilizan rutas truncadas son las siguientes:

- e) ***Intra_route_multiple_request_exchange(r)***: Este método es similar al *Intra_route_request_exchange(r)*, solo que en vez de intercambiar nodos se intercambian subrutas. Se guarda la ruta generada que tiene el mayor valor de la función objetivo.

- f) ***Intra_route_multiple_request_relocate(r,p)***: Este método es similar al *Intra_route_request_relocate(r,p)*. La única diferencia es que en vez de reubicar nodos se relocaliza la ruta truncada. Se guarda la ruta generada que tiene el mayor valor de la función objetivo.

Las heurísticas empleadas en la búsqueda local generan modificación en la secuencia de nodos que se visitan, pero no optimizan ni la asignación de tiempos ni de cargas. Como el modelo propuesto en esta tesis permite que los aviones lleven cargas parciales desde un nodo y que estos puedan ser visitados por más de un avión, se resolvió esto mediante heurísticas que se detallan a continuación:

- a) ***AsignarTiempos(r)***: Esta heurística recibe como parámetro una ruta r con su secuencia de nodos a los cuales le asigna un instante de llegada (B_i^k) a modo de cumplir con las restricciones de tiempo (3.5), (3.13) y (3.14) (Véase sección 3.4). Para esto se inicializan todos los tiempos de arribo igual a su tiempo más temprano ($B_i^k = e_i$). Luego, comenzando con el nodo 0_k^+ y en orden secuencial de visita, para cada nodo actual calcula la suma entre el tiempo de arribo, de servicio y de viaje al nodo siguiente. Si esta suma es menor al tiempo de arribo del nodo siguiente ($B_{i+1}^k = e_{i+1}$), se aumenta su valor en Δ que representa la diferencia de tiempo para alcanzar esa ventana de tiempo. En cualquier otro caso, si no cumple con la ventana de tiempo, la asignación de tiempo para este nodo es infactible y por tanto la ruta generada también lo es. Este procedimiento se presenta con mayor detalle en el **Algoritmo 2**.
- b) ***AsignarCargas(r)***: Esta heurística recibe como parámetro una ruta r con su secuencia de nodos a los cuales le asigna una cantidad de carga que puede ser recogida o entregada (q_i^k), a modo de cumplir con las restricciones de carga (3.6), (3.7), (3.8), (3.9) y (3.11) (Véase sección 3.4). La restricción (3.10) no se incluye porque no forma parte del k -Subproblema que se pretende resolver con

ANS, pero sí se considera en el problema maestro restringido. Esta heurística tiene una funcionalidad híbrida, debido a que en primer lugar asigna el total de la demanda a cada nodo de forma secuencial, según orden de visita en la ruta, y en caso de superar la capacidad del avión se ejecuta un modelo de optimización para efectuar una reasignación de carga de todos los nodos de la ruta (OptimizarCargas). Este modelo de optimización lineal se describe extensamente en el Anexo C. El procedimiento secuencial (heurística) es más rápido y con resultado idéntico al modelo de optimización en los casos donde la restricción de capacidad no está activa. En caso contrario, es mejor OptimizarCargas, que si bien es más lento, logra una asignación óptima de la carga. Este procedimiento se presenta con mayor detalle en el **Algoritmo 3**.

Algoritmo 2.- Heurística para asignar tiempos a nodos visitados en la ruta

```

def AsignarTiempos(self, r):
    # Los tiempos de llegada a cada nodo se inicializan en su tiempo más temprano:  $B_i^k = e_i$ .
    while(no se termina de visitar los nodos de la ruta): #Se recorren todos los nodos de la ruta.
         $\Delta = 0$  #Incremento al tiempo de llegada.
        while (no se genere tiempo de llegada factible):
            if  $r.B[i] + \Delta > l_i$  or  $r.B[i] + \Delta + d_i + t_{i,i+1}^k > l_{i+1}$  :
                [Se terminan ambos bucles] #No se cumple restricción de ventana de tiempo
            elif  $r.B[i] + \Delta + d_i + t_{i,i+1}^k \geq e_{i+1}$  and  $r.B[i] + \Delta + d_i + t_{i,i+1}^k \leq l_{i+1}$ :
                 $r.B[i + 1] = r.B[i] + \Delta + d_i + t_{i,i+1}^k$ 
                #Asignación factible, se termina segundo bucle y se avanza al próximo nodo
            elif  $r.B[i] + d_i + t_{i,i+1}^k < B_{i+1}$ :
                 $\Delta = B_{i+1} - (r.B[i] + d_i + t_{i,i+1}^k)$  #Se incrementa tiempo de llegada para
                encontrar una nueva asignación.
        return r

```

Algoritmo 3.- Heurística para asignar cargas a los nodos visitados en la ruta

```

def AsignarCargas(self, r):
    # Las variables q y Q de cada nodo se inicializan con valor nulo.
    optimizar = 0          # Inicialmente se resuelve como heurística
    for j+ in ruta:      # Para cada nodo pickup que pertenece a la ruta
        if Dj+ ≤ CAPk − Qj+−1k:
            qj+k = Dj+      # Se asigna toda la demanda del nodo
        else:
            # No es posible la asignación secuencial, se optimiza con OptimizarCargas
            optimizar = 1
            [Se finaliza el bucle for]
            qj−k = qj+k      # Restricción (10)
            Qj+k = Qj+−1k + qj+k  # Restricción (5)
    if optimizar == 1:
        r = OptimizarCargas(r)  # Se ejecuta método para optimizar asignación de carga
    return r

```

Para acelerar el tiempo de resolución del algoritmo ANS se establece una elección aleatoria de las heurísticas de búsqueda local basada en la eficiencia. La eficiencia de una heurística h (E_h) se define como el máximo entre el cociente de la mejora (M_h) lograda en la función objetivo, producto del empleo de la heurística (ecuación 4.1), y el tiempo que toma en ejecutarse dicha heurística (t_h) y un valor ε muy pequeño tal como se presenta en la ecuación (4.2). La inclusión del valor ε es para evitar que una heurística que no genera mejoras en la función objetivo en una iteración quede con probabilidad 0 de ser elegida en la siguiente iteración. Finalmente, la probabilidad de elección de una heurística h queda definida por (4.3), donde se busca privilegiar heurísticas eficientes que mejoren las utilidades en menor tiempo. Notar que en cada iteración se actualiza solamente la eficiencia E_h de la heurística elegida y con esto las probabilidades de todas las heurísticas.

$$M_h = \frac{|FO_{nueva} - FO_{inicial}|}{|FO_{inicial}|} \quad (4.1)$$

$$E_h = \max\left\{\frac{M_h}{t_h}; \varepsilon\right\} \quad (4.2)$$

$$P_h = \frac{E_h}{\sum_{i=1}^H E_i} \quad \forall h \in \{1, \dots, H\} \quad (4.3)$$

A partir de lo anterior, esta metaheurística queda definida como adaptativa porque en cada iteración de la fase de búsqueda local, la elección de cada heurística de inserción y remoción de pedidos va a depender de su desempeño en iteraciones anteriores.

4.2. Algoritmo de Mezcla

Al finalizar el proceso de generación de columnas, si la solución obtenida no es entera, se ejecuta el Algoritmo de Mezcla, el cual busca obtener una ruta definitiva a operar por cada avión mediante la mezcla del conjunto de rutas de su solución relajada. Notar que una solución relajada puede estar compuesta por una ruta única para algunos aviones y un conjunto de rutas alternativas para otros aviones, como se muestra en la Figura 4-2. Para este ejemplo, se tiene una solución relajada del PMr que considera una ruta única para el avión 1, tres rutas alternativas para el avión 2 y dos rutas alternativas para el avión 3. El Algoritmo de Mezcla combina estas rutas alternativas para obtener una ruta única para cada avión, como ocurre con el avión 2 y 3.

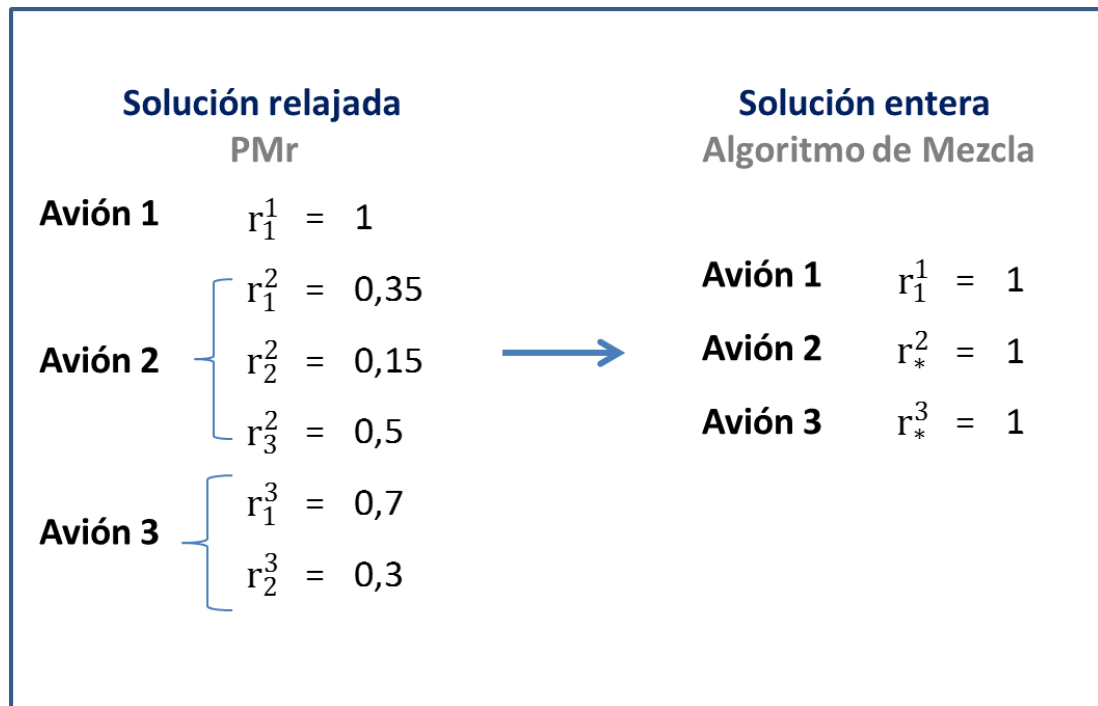


Figura 4-2: Ejemplo de transformación de solución relajada a entera

Fuente: Elaboración propia

Este procedimiento de mezclar las rutas alternativas se hace mediante una metaheurística que se ha denominado ANS Mezcla, debido a que tiene una estructura similar al ANS presentado en la Sección 4.1. De esta manera, ANS Mezcla se ejecuta por cada avión que requiere generar una ruta única.

A continuación se describe el Algoritmo de Mezcla, para luego profundizar en el procedimiento ANS Mezcla incluido dentro de este algoritmo.

4.2.1. Descripción general

El Algoritmo de Mezcla se resume en los cinco pasos que se explican en el **Algoritmo 4**. Para definir este algoritmo se utiliza la misma notación empleada en el capítulo 3, incorporando la que se detalla a continuación:

- δ_i : Demanda total disponible a transportar del pedido i para todos los aviones.
- δ_i^k : Demanda total disponible a transportar del pedido i para avión k .
- R_{relaj}^k : Conjunto de rutas alternativas de un avión k posterior a la generación de columnas, que se ingresan como parámetro a ANS Mezcla.
- K_{pend} : Conjunto de aviones que tienen rutas pendientes de mezclar.
- $maxLoad_i^k$: Carga máxima del pedido i que se transporta entre todas las rutas alternativas del avión k (R_{relaj}^k).

Junto con esto, se definen dos tipos de utilidades ponderadas:

- a) **Utilidad ponderada de la ruta:** Corresponde a la utilidad de cada una de las rutas alternativas para el avión k , definida como:

$$U_{ponderada_r} = Ingreso_r \cdot x_r^k - Costos Op_r - Costos Canc_r \quad (4.4)$$

La utilidad ponderada se calcula de esta manera, debido a que la ponderación afecta directamente a las cargas asignadas a la ruta y, por consiguiente, a los ingresos. En cambio, tanto los costos de operación como los de cancelación son independientes de la ponderación de la ruta, ya que se definen a partir de los arcos visitados. Esto porque si bien los ingresos se pueden ponderar, los costos no, debido a que el avión no puede recorrer, por ejemplo, 0,35 veces un arco, en cambio, si puede llevar 0,35 de la carga de un pedido.

- b) **Utilidad ponderada total de avión k :** Corresponde a la suma de las utilidades ponderadas de cada ruta del conjunto de rutas alternativas del avión k .

$$Utilidad_Pond_Total_k = \sum_{r \in R_{relaj}^k} U_{ponderada_r} \quad (4.5)$$

El procedimiento del Algoritmo de Mezcla, presentado en el **Algoritmo 4**, comienza definiendo la demanda disponible para todos los aviones (δ_i y δ_i^k) igual a la demanda máxima definida por la lista de pedidos (D_i), y las listas K_{pend} y R_{relaj}^k como vacías.

En el Paso 1, se resta la carga asignada de cada pedido en cada ruta única a la demanda disponible total de todos los aviones (δ_i). Luego, se incorporan a la lista K_{pend} todos los aviones que tienen rutas alternativas, ordenados de mayor a menor utilidad ponderada total y las rutas alternativas de cada avión k se incorporan en el conjunto R_{relaj}^k , ordenadas de mayor a menor utilidad ponderada. Posteriormente, se selecciona el primer elemento de K_{pend} .

En el Paso 2, se define la demanda o carga máxima a recoger de un determinado pedido por el avión actual (δ_i^k). Este valor está dado por el mínimo entre la carga máxima transportada entre todas las rutas alternativas del avión k actual y la demanda total disponible de este pedido para todos los aviones (δ_i).

En el Paso 3 se ejecuta ANS Mezcla, el que será explicado en detalle en la sección 4.2.2. En ANS_Mezcla se ingresan como parámetros el conjunto de rutas alternativas y la demanda total disponible para todos los pedidos del respectivo avión k ($\delta_i^k, \forall i \in N^r$). Finalmente, al terminar ANS_Mezcla se tiene una ruta única para este avión.

En el Paso 4, se actualiza la demanda disponible para todos los aviones, a partir de la diferencia entre la demanda disponible total y la carga asignada a la ruta única definida en el paso anterior (Paso 3). Además, se elimina este avión k de la lista K_{pend} .

En el Paso 5 se verifica si quedan aviones con rutas pendientes de mezclar ($K_{pend} \neq \{\emptyset\}$), de ser así se continúa con el siguiente avión y se retorna al Paso 2. En caso contrario, se finaliza el algoritmo con una ruta definida para cada avión.

Los Pasos 2 al 5 se ejecutan por cada avión k que tenga rutas alternativas y estos iteran hasta que todos los aviones cuenten con solo una ruta asignada.

Algoritmo 4.- Algoritmo para determinar demanda disponible de cada pedido

Algoritmo de Mezcla	
Paso 0: Inicio	$\delta_i = D_i ; \delta_i^k = D_i ; K_{pend} = \{\emptyset\} ; R_{relaj}^k = \{\emptyset\}$
Paso 1: Actualizar demanda disponible a partir de rutas únicas. <ul style="list-style-type: none"> Se revisan las rutas asignadas a cada avión k: $\text{Si } x_r^k = 1 \rightarrow \delta_i = D_i - q_{i,r}^k \quad \forall i \in N^r$ Se incorporan los aviones con rutas alternativas en la lista K_{pend} y se ordenan de mayor a menor $Utilidad_Pond_Total_k$. Se ordenan las rutas alternativas de cada avión $k \in K_{pend}$, de mayor a menor $U_ponderada_r$ y se incorporan en la lista R_{relaj}^k de cada avión k. Se selecciona el primer elemento de la lista K_{pend}. 	
Paso 2: Actualizar demanda disponible del avión a partir de sus rutas alternativas. <ul style="list-style-type: none"> Se busca la máxima carga de cada pedido visitado por todas las rutas: $maxLoad_i^k = \max_{i \in N^r} \{q_{i,r}^k \mid r \in R_{relaj}^k\} \quad \forall i \in N^r$ Se actualiza la demanda disponible del avión: $\delta_i^k =$ 	
Paso 3: Mezclar rutas alternativas $r = ANS_Mezcla(R_{relaj}^k, \delta_i^k)$ <p>Se obtiene una ruta r única para avión $k \in K_{pend}$</p>	
Paso 4: Actualizar demanda disponible en la red. $\delta_i = \delta_i - q_{i,r}^k \quad \forall i \in N^r$ <p>Se elimina el actual k de K_{pend}.</p>	
Paso 5: Test de parada <ul style="list-style-type: none"> Si $K_{pend} \neq \{\emptyset\}$ se selecciona el siguiente elemento k de la lista K_{pend} y vuelve al Paso 2. Si $K_{pend} = \{\emptyset\}$ el algoritmo finaliza y se tiene una ruta por cada avión. 	

El procedimiento explicado anteriormente es sensible a la forma en que se ordena la lista K_{pend} , debido a la interdependencia entre todos estos, producto de la demanda total disponible. Por este motivo, se probaron tres diferentes alternativas de ejecución:

- a) **Alternativa 1:** Ordenar la lista K_{pend} de manera aleatoria.
- b) **Alternativa 2:** Ordenar la lista K_{pend} de menor a mayor γ , costo dual final que es propio a cada subproblema.
- c) **Alternativa 3:** Ordenar la lista K_{pend} de mayor a menor utilidad ponderada total.

De las tres opciones, se utiliza la alternativa 3 por generar mayor utilidad final.

4.2.2. ANS Mezcla

El ANS Mezcla se ejecuta por cada avión que tenga un conjunto de rutas alternativas. El algoritmo se compone de una primera etapa de Inicialización, seguido por una de Búsqueda Local.

En Inicialización se selecciona, desde el conjunto de rutas alternativas para el avión k (R_{relaj}^k), la ruta de mayor $U_{ponderada_r}$ como ruta inicial para modificar en la etapa de Búsqueda Local. Junto a esto, la lista de pedidos pendientes por transportar corresponderá a los pedidos visitados por el resto de las rutas alternativas que no fueron seleccionados dentro de la ruta inicial y su correspondiente demanda potencial a transportar está dada por el Paso 2 del **Algoritmo 4** explicado anteriormente.

En Búsqueda Local se modifica esta ruta utilizando las mismas heurísticas expuestas en la sección 4.1.2, con la salvedad en que la función a considerar para evaluar cada ruta es la función objetivo del problema original (utilidades) y no la del k -Subproblema (costos reducidos). Junto a esto, tanto en *Drop_and_Add(r)* como en *Swap(r)* los pedidos pendientes se ordenan de mayor a menor tarifa y no por ganancia unitaria, al no existir valores duales. Además, se incorpora una heurística adicional que evalúa la eliminación de un pedido de la ruta, llamada *Delete(r)*. Esta nueva heurística prueba eliminando de uno en uno cada pedido de la ruta y retorna la ruta de mayor utilidad. De no haber mejoras entrega la misma ruta ingresada como parámetro.

4.3. Enfoque Híbrido (GC-ANS)

El algoritmo presentado en este capítulo se resume en la Figura 4-3, el cual es equivalente al presentado en la Figura 3-3, y ha sido denominado Enfoque Híbrido o GC-ANS por considerar para su resolución tanto modelos de optimización, resueltos mediante *solver*, como también formulaciones basadas en la metaheurística ANS dentro de un marco de generación de columnas.

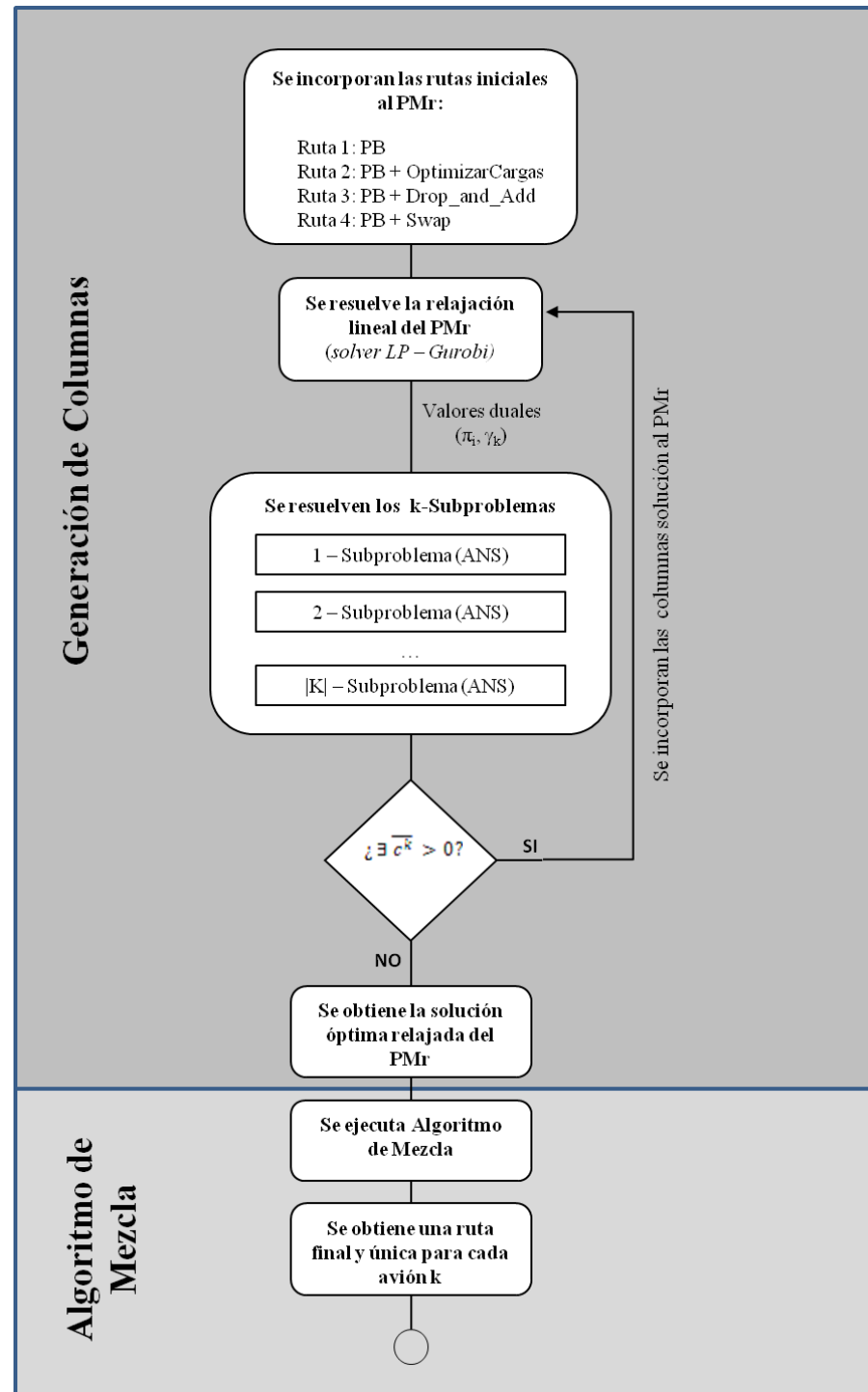


Figura 4-3: Esquema del algoritmo de resolución GC-ANS

Fuente: Elaboración Propia

Para mejorar los tiempos de resolución del problema, se agregan más de una columna o ruta inicial por cada k -Subproblema o avión k , basadas en la planificación base (PB). Es importante resaltar que solo se incorporan las rutas que son diferentes entre sí en términos de utilidades, y éstas se definen como sigue:

- a) Ruta 1: Planificación base.
- b) Ruta 2: Planificación base mejorada por OptimizarCargas.
- c) Ruta 3: Planificación base mejorada por Drop_And_Add.
- d) Ruta 4: Planificación base mejorada por Swap.

Durante la generación de columnas, los k -Subproblemas se resuelven de manera secuencial, mediante el uso de la metaheurística ANS por cada uno de estos. Luego de terminar este procedimiento, se obtiene una solución relajada para el PMr, la cual se transforma en solución entera por medio del Algoritmo de Mezcla presentado en la sección 4.2. Al finalizar, se tiene una ruta definitiva a operar por cada avión.

5. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS OBTENIDOS

En este capítulo se analiza el desempeño del Enfoque Híbrido propuesto (Sección 4.3), denominado GC-ANS, y se compara contra el MIP (Sección 3.4) para resolver un experimento ficticio basado en información proporcionada por una aerolínea de carga. Para mejorar los tiempos de resolución del MIP se emplea un mecanismo de preprocesamiento de los datos, el cual se explica en Anexo D.

La información proporcionada por la aerolínea corresponde a tarifas aproximadas de los pedidos para cada par origen-destino (O&D); costos variables por tiempo de viaje; tiempos de viaje entre cada par O&D; los vuelos de la planificación base y los ejecutados por cada avión. Esto último permitió definir la lista de pedidos iniciales y adicionales, junto con sus atributos: demanda a transportar y ventana de tiempo.

Con respecto a la estructura de costos en la red, se considera un costo variable por tiempo de viaje para los tramos de vuelo (*block hour*), se asumen nulos los costos terrestres entre nodos de pedido de un mismo aeropuerto y no se consideran costos extras aparte de los costos variables por agregar tramos de vuelo a la planificación base.

La demanda se clasifica en base a los siguientes sentidos: *Northbound* (de Sur a Norte), *Southbound* (de Norte a Sur), *West Coast* (tramos de vuelo con aeropuertos de México y Los Ángeles), Europa, Doméstico Brasil y Regional (rutas dentro de Latinoamérica). En Anexo E se presenta una caracterización más detallada de la demanda y en el Anexo H se detallan las siglas y ubicación de los aeropuertos considerados en este experimento.

Tanto GC-ANS como el MIP fueron programados en Python 2.7 y se utilizó Gurobi 6.0.3 para resolver los modelos de optimización, el cual realiza un branch-and-cut junto con algunas heurísticas para encontrar la solución óptima. El computador utilizado

cuenta con cuatro procesadores Intel (R) Core (TM) i5-3210M, 2.5 GHz y con 8 GB de Memoria RAM.

A continuación, en la sección 5.1 se presenta la descripción del experimento elaborado para testear el algoritmo GC-ANS contra una resolución MIP. En la sección 5.2 se explica la metodología empleada para la generación de pedidos del experimento junto con sus atributos principales. En la sección 5.3 se definen los principales indicadores operacionales y económicos que se utilizan para comparar los resultados de los diferentes experimentos. En la sección 5.4 se presenta la elaboración de escenarios en base a diferentes magnitudes en los costos de penalización por cancelar vuelos de la planificación base y a la priorización de estos vuelos. Finalmente, en la sección 5.5 se presenta el análisis de los resultados obtenidos.

5.1. Descripción del experimento

El experimento consiste en la planificación de vuelos para un horizonte temporal de 3 días. En esta red se tiene una oferta de 4 aviones Boeing 777, con capacidad de 100 toneladas cada uno, un costo variable por tiempo de viaje de 10.000 US\$/hr y con disponibilidad de volar en toda la red, es decir, no existen restricciones de derecho de vuelo para los aviones. Las ubicaciones inicial y final para cada avión, obtenidas de la planificación base, se presentan en la Tabla 5-1.

Tabla 5-1: Características de la flota de aviones para planificación de vuelos

Avión	Aeropuerto Origen	Aeropuerto Destino
1	BSB	VCP
2	ASU	MIA
3	VCP	MIA
4	MIA	MIA

Fuente: Elaboración Propia

La planificación base de estos aviones cuenta con 32 vuelos en total que visitan 15 aeropuertos, mostrados en color azul en la Figura 5-1, y la demanda total a transportar es de 995 toneladas inicialmente. A esta planificación se le agregan 15 pedidos, que equivalen a un aumento del 30% en la demanda total del sistema y representan las interrupciones durante la semana de ejecución del plan de vuelos. Este aumento en la demanda genera la incorporación de un aeropuerto adicional a los visitados en la planificación base, Montevideo (MVD), mostrado en color amarillo en la Figura 5-1. La totalidad de los pedidos, base y adicionales, tienen asociado 32 pares O&D diferentes.



Figura 5-1: Aeropuertos visitados en planificación de vuelos

Fuente: Google Maps.

5.2. Generación de pedidos

Los pedidos se definen como un requerimiento de transporte de carga entre un par O&D, con una determinada ventana de tiempo para que el avión recoja el pedido en el aeropuerto de origen y otra ventana de tiempo para que lo entregue en su aeropuerto de destino.

Ante la ausencia de información de la lista de pedidos que se transportó en el ruteo proporcionado por la aerolínea, se utilizaron los planes de vuelo de la **planificación base** y **ejecutada** para definir una lista de pedidos base y una lista de pedidos adicionales para representar la interrupción en la demanda.

Para la planificación base, se supuso que cada pedido viaja entre el origen y destino de un tramo de vuelo. Esto significa que cada tramo de vuelo de la planificación base solo transporta un pedido.

A modo de ejemplo, en la Tabla 5-2 se presenta la información asociada al vuelo VCP-EZE-SCL del archivo de la planificación base. De este vuelo se definió que los tramos de vuelo directos, es decir VCP-EZE y EZE-SCL, corresponden a pedidos de la planificación base, en cambio, el tramo VCP-SCL corresponde a un pedido adicional. Además, se agregaron a la lista de pedidos adicionales todos los pedidos que se obtienen a partir de los tramos que solo forman parte de la planificación ejecutada y no de la planificación base. En suma, se tiene una lista de pedidos de la planificación base, que se elabora a partir de los tramos de vuelo directos, y una lista de pedidos adicionales, que surgen de los tramos de vuelo indirectos más todos los que fueron agregados al plan de vuelos ejecutado.

Tabla 5-2: Vuelo de ejemplo en planificación base

Vuelo	Origen	Destino	Hora Despegue	Hora Aterrizaje
VCP-EZE-SCL	VCP	EZE	0:41	3:15
VCP-EZE-SCL	EZE	SCL	4:35	6:50
VCP-EZE-SCL	VCP	SCL	0:41	6:50

Fuente: Elaboración Propia

Esta metodología no limita al modelo a generar rutas donde cada pedido sea transportado en más de un tramo de vuelo del mismo avión o que en estos mismos tramos de vuelo se transporte más de un pedido. Por ejemplo, en base a la Tabla 5-2, se tienen dos pedidos de la planificación base asociados a dos tramos de vuelo, VCP-EZE y EZE-SCL, a cuya planificación se le incorpora un pedido adicional, VCP-SCL. De esta manera, la ruta final para este vuelo serían dos tramos de vuelo, donde en VCP se recogen dos pedidos (VCP-EZE y VCP-SCL) y en SCL se entregan dos pedidos (EZE-SCL y VCP-SCL). Alternativamente, estos pedidos podrían ser transportados en tramos de otros vuelos que coincidan con los aeropuertos de origen o destino y la ventana de tiempo del respectivo pedido.

Para definir la demanda en toneladas de cada pedido se definió un histograma a partir de información proporcionada por la aerolínea sobre cargas transportadas en itinerarios de diferentes semanas, dando un total de 384 observaciones que fueron clasificadas en 20 rangos de toneladas. El histograma, que se presenta en la Figura 5-2, muestra la frecuencia absoluta, a la izquierda, y la probabilidad acumulada, a la derecha, asociada a cada uno de estos 20 rangos de toneladas transportadas. Posteriormente, para cada pedido se define una variable aleatoria entre 0 y 1 que representa la probabilidad de seleccionar un rango de toneladas. Luego de tener seleccionado un rango, se emplea otra variable aleatoria entre el valor mínimo y máximo de ese rango para establecer la carga asociada a ese pedido.

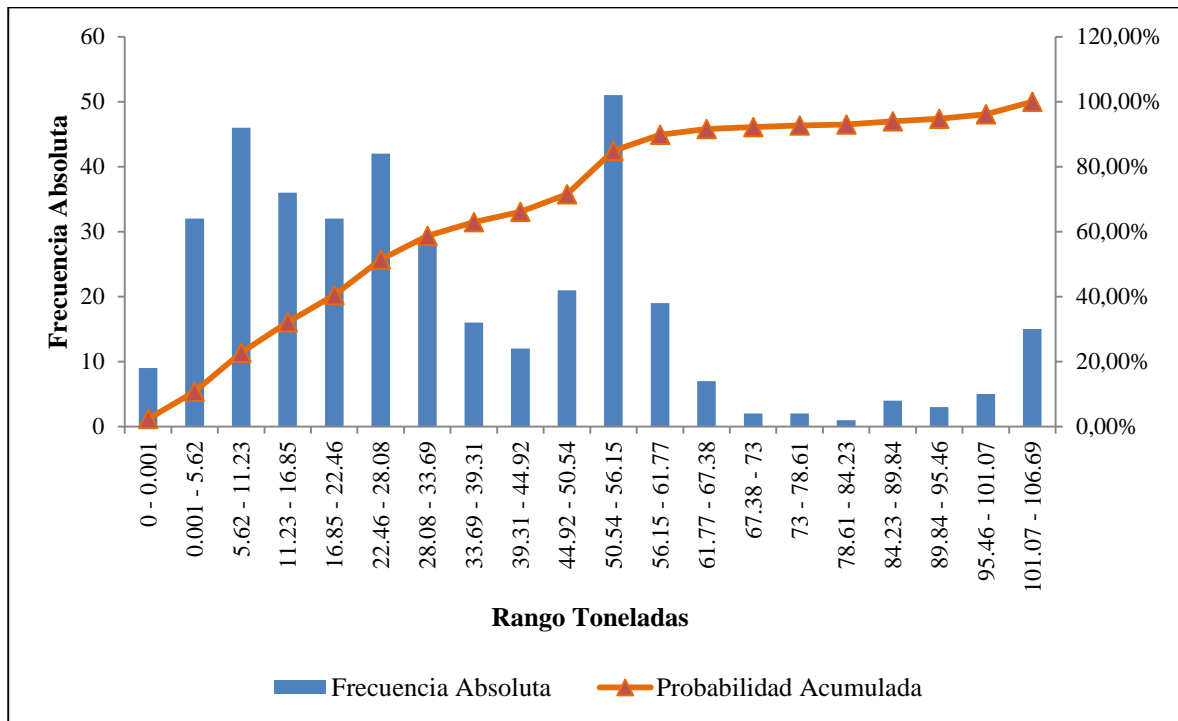


Figura 5-2: Histograma de cargas transportadas.

Fuente: Elaboración propia.

Con respecto a la ventana de tiempo para recoger y entregar cada pedido, se definió una ventana de tiempo de 12 horas que coincide con la modalidad AM y PM para cada día. Se podría hacer un análisis con ventanas de tiempo más ajustadas, sin embargo, se tiene el antecedente de que problemas con menores ventanas de tiempo son más fáciles de resolver (Dumas et al, 1991). La ventana de tiempo de cada nodo *pickup* y *delivery* se define a partir de la hora de aterrizaje y despegue de cada tramo de vuelo, respectivamente. Por ejemplo, en la Tabla 5-2, los tres pedidos estarían dentro de una misma ventana de tiempo.

Por otro lado, para la definición de los pedidos que se pueden transportar en cada tramo de vuelo, se utilizó el procedimiento de macro-nodos explicado en la sección 3.1.

5.3. Indicadores operacionales y económicos

Con la finalidad de comparar el desempeño del algoritmo GC-ANS propuesto contra el MIP, se utilizarán principalmente los siguientes indicadores:

- a) **Utilidades Totales (US\$):** Indicador que corresponde a la diferencia entre ingresos totales, dados por la suma de la tarifa unitaria por las toneladas transportadas de cada pedido, y los costos operacionales y de cancelación para tramos de vuelo de la planificación base.
- b) **Tiempo de resolución (seg):** Tiempo computacional empleado para la resolución de una determinada instancia por el algoritmo GC-ANS y MIP.

Adicionalmente, como las aerolíneas cuentan con indicadores operacionales y de rentabilidad que le permiten dimensionar el balance de la oferta y la demanda, como también analizar los impactos de una planificación sobre las utilidades de la aerolínea, se considerarán los siguientes indicadores complementarios:

- c) **Freight Tonne Kilometer (FTK):** Es una medida del transporte de carga aérea que se define como una tonelada de carga transportada en un kilómetro.

$$FTK \text{ Totales} = \text{Carga transportada [ton]} \times \text{Distancia [km]} \quad (5.1)$$

- d) **Available Tonne Kilometer (ATK):** Es una medida de la capacidad de la aerolínea que representa una tonelada de capacidad de carga transportada en un kilómetro.

$$ATK \text{ Totales} = \text{Capacidad [ton]} \times \text{Distancia [km]} \quad (5.2)$$

e) **Factor de Ocupación (FO):** Porcentaje de la capacidad utilizada.

$$FO = \frac{FTK \text{ Totales}}{ATK \text{ Totales}} \quad (5.3)$$

f) **Ingresos Unitarios:** Ingreso por ton-km de capacidad de carga.

$$Ingreso \text{ Unitario} = \frac{Ingresos \text{ Totales}}{ATK \text{ Totales}} \quad (5.4)$$

g) **Yield:** Ingreso promedio por ton-km transportada.

$$Yield = \frac{Ingresos \text{ Totales}}{FTK \text{ Totales}} \quad (5.5)$$

h) **In Stock:** Indicador que representa el porcentaje de la demanda que fue entregada en su totalidad.

$$In \text{ Stock} = \frac{\sum_{i \in P} \left[\frac{\sum_{k \in K} q_i^k}{D_i} \right] D_i}{\sum_{i \in P} D_i} \quad (5.6)$$

i) **Fill Rate:** Indicador que representa el porcentaje de la demanda que se logra satisfacer.

$$Fill \text{ Rate} = \frac{Demanda \text{ transportada}}{Demanda \text{ potencial}} = \frac{\sum_{i \in P} \sum_{k \in K} q_i^k}{\sum_{i \in P} D_i} \quad (5.7)$$

5.4. Elaboración de escenarios

Se confeccionan dos escenarios, donde cada escenario tiene asociado los mismos parámetros a excepción de las magnitudes de los costos de penalización por cancelar tramos de vuelo de la planificación base (PB).

El primer escenario, denominado "Todos", considera que estos costos son iguales para todos los tramos de vuelo de la planificación base. El segundo escenario, denominado "Prioritarios", establece dos tipos de tramos de vuelo:

- a) **Prioritarios:** Vuelos prioritarios que tienen costos de penalización.
- b) **No Prioritarios:** Vuelos opcionales que tienen costos de penalización nulos.

Al no existir información sobre los costos de cancelación de tramos de vuelo por parte de la aerolínea, las instancias se elaboran a partir de diferentes magnitudes en los costos de penalización por cancelación de vuelo y se establece como "Costo Alto" una penalización de US\$ 50.000 por tramo de vuelo, que puede representar el costo de disponer de una tripulación extra o el costo por reposicionar tripulación desde otros aeropuertos u otros costos alternativos. De esta manera se definen 5 instancias a partir de las diferentes magnitudes asociadas, estas son: 5%, 10%, 25% y 40% de los costos altos, y Costos Altos. Junto con esto se incorpora un escenario, transversal a los dos escenarios, que no considera costos de penalización por alterar la planificación base, denominado Costos Nulos. Por lo tanto, se cuenta con un total de 11 instancias.

En la Tabla 5-3 se resume las instancias por cada escenario y sus respectivas características. Para el escenario "Todos", los 32 vuelos de la planificación base tienen el mismo costo de penalización definido por la instancia. En cambio, para el escenario "Prioritarios", se consideran 13 vuelos prioritarios y 19 no-prioritarios de la planificación base, es decir, solo el 40,62% de los vuelos de la planificación

base (13 de 32 vuelos) tienen asociado un costo de penalización. Los prioritarios se definieron a partir de una priorización de los vuelos que tienen como destino: Miami (*Northbound*), Brasil (*Southbound*, para el caso de vuelos con origen Europa se considera solo Amsterdam-Brasil) y Europa (*Northbound*). Esto en base a información levantada en reuniones con la aerolínea de carga.

Tabla 5-3: Características de las instancias analizadas

Escenario	ID	Instancia	Penalización (US\$)	Vuelos PB
	0_I1	Costos Nulos	0	Todos
Todos	T_I1	Costo 5% Alto	2.500	Todos
	T_I2	Costo 10% Alto	5.000	Todos
	T_I3	Costo 20% Alto	10.000	Todos
	T_I4	Costo 40% Alto	20.000	Todos
	T_I5	Costo Alto	50.000	Todos
Prioritarios	P_I1	Costo 5% Alto	2.500	Prioritarios
	P_I2	Costo 10% Alto	5.000	Prioritarios
	P_I3	Costo 20% Alto	10.000	Prioritarios
	P_I4	Costo 40% Alto	20.000	Prioritarios
	P_I5	Costo Alto	50.000	Prioritarios

Fuente: Elaboración propia

En la próxima sección se presentan los resultados a partir del análisis de estos escenarios.

5.5. Análisis de resultados

Para probar el desempeño de GC-ANS, enfoque híbrido de generación de columnas con ANS (Sección 4.3), se compararon los resultados de este procedimiento con los obtenidos mediante la solución del modelo de optimización MIP (Sección 3.4). Debido a que el modelo debe ser usado para fines

operacionales donde las decisiones deben tomarse en cortos periodos de tiempo, se impuso un tiempo límite de solución tanto para GC-ANS como el MIP de una hora. Durante este tiempo GC-ANS alcanza a ejecutar varias corridas.

En la Tabla 5-4, se presentan los indicadores operacionales para la planificación base en conjunto con las utilidades asociadas a este plan de vuelos para cada avión. Se tiene que inicialmente tanto el factor de ocupación promedio como las utilidades totales son bajos, 35% y US\$110.672. Los aviones 1, 3 y 4 tienen una oferta similar, reflejada en ATK Totales, no obstante, los FTK Totales son diferentes siendo más bajos para el avión 2. En el avión 2 y 4, los bajos FTK Totales contra los ATK Totales, generan bajos factores de ocupación y pérdidas que impactan negativamente en las utilidades totales de la planificación base.

Tabla 5-4: Indicadores operacionales de la planificación base.

Avión	FTK Totales	ATK Totales	FO Promedio	Utilidades (US\$)
1	1.396.094	3.346.225	42%	148.605
2	738.414	2.243.730	33%	-69.514
3	1.161.647	3.154.043	37%	53.940
4	858.017	3.196.926	27%	-22.359
Total	4.154.172	11.940.924	35%	110.672

Fuente: Elaboración Propia

En la Tabla 5-5 se muestran los resultados globales para ambos algoritmos al término de una hora de ejecución para todas las instancias propuestas. Para el caso del MIP se muestra la utilidad de la mejor solución obtenida y su gap de optimalidad, luego de una hora de ejecución, mientras que para el GC-ANS se presenta la utilidad y tiempo de la mejor solución obtenida y de la solución promedio, luego de realizar varias corridas durante la hora de ejecución. Para la solución promedio se incorpora adicionalmente el gap de optimalidad.

Los gap de optimalidad se obtienen mediante la ecuación (5.8), tanto para el MIP como para el GC-ANS, la diferencia radica en cómo se definen los componentes de esta ecuación: *lower bound* y *upper bound*. Para el caso del MIP, el *lower bound* es el valor de la mejor solución entera encontrada hasta la resolución del nodo actual del branch-and-cut, también denominado *incumbente*. En cambio, el *upper bound* o *best bound* corresponde al máximo entre todos los valores óptimo relajados de todos los nodos activos (últimos nodos de cada rama) del branch-and-cut. De esta manera, se dice que la solución es óptima cuando la diferencia entre su *lower bound* y *upper bound* es nula, es decir, el gap de optimalidad es 0. Para el caso del GC-ANS, se considera como *lower bound* el valor de la solución promedio obtenida entre todas las corridas y el *upper bound* se considera igual al encontrado por MIP durante la hora de ejecución.

$$\text{Gap de optimalidad} = 100 \times \frac{\text{upper bound} - \text{lower bound}}{\text{lower bound}} \% \quad (5.8)$$

Tabla 5-5: Resultados GC-ANS vs MIP

ID	MIP		GC-ANS				
	Mejor Utilidad (US\$)	Gap (%)	Mejor Solución		Solución Promedio		
			Utilidad (US\$)	Tiempo (s)	Utilidad (US\$)	Gap (%)	Tiempo (s)
0_I1	483.322	252%	720.920	508	685.598	148%	579
T_I1	564.119	189%	694.652	576	677.157	141%	652
T_I2	515.614	212%	701.423	733	623.073	158%	638
T_I3	563.518	152%	599.972	437	566.193	151%	470
T_I4	588.012	100%	593.402	342	589.307	100%	321
T_I5	550.272	54%	591.842	113	581.867	46%	108
P_I1	619.967	170%	754.552	427	676.739	147%	564
P_I2	632.441	162%	710.335	528	650.440	155%	657
P_I3	563.638	181%	676.132	866	629.981	151%	597
P_I4	497.792	208%	630.722	544	628.370	144%	726
P_I5	586.252	100%	631.272	223	627.342	87%	242

Fuente: Elaboración propia

De estos resultados se observa, en primer lugar, que GC-ANS logra mejores resultados que el MIP en todas las instancias analizadas. En el caso del MIP, éste nunca alcanza a llegar a la solución óptima en el tiempo indicado, lo que se ve reflejado en los gap de optimalidad. Solo en la instancia de Costos Altos con penalización para todos los vuelos, se obtiene una solución factible con un gap menor a 100% (T_I5). El GC-ANS obtiene gap menores que el MIP, a excepción de la instancia T_I4 donde existen diferencias marginales, siendo la instancia de 0_I1 la que presenta una mayor diferencia equivalente a 104%. En la instancia más irrestricta y compleja de resolver, Costos Nulos (0_I1), el tiempo de resolución de la solución promedio del GC-ANS es un 84% menor que el MIP, logrando utilidades un 42% mayores. En cambio, en las instancias más restringidas de

ambos escenarios, Costos Altos, los tiempos de la solución promedio GC-ANS para T_I5 y P_I5 son un 97% y 93% menores al MIP y las utilidades promedio son 6% y 7% mayores, respectivamente. Las instancias intermedias, desde T_I1 hasta T_I4 (desde P_I1 hasta P_I4), en promedio tienen un tiempo de resolución del GC-ANS un 86% (82%) menores al MIP con utilidades un 10% (13%) mayores en los escenarios "Todos" ("Prioritarios").

Adicionalmente, se observa que el mejor tiempo de una solución promedio de GC-ANS fue de 108 segundos en la instancia más restrictiva, T_I5 (costos de US\$50.000 por tramo de vuelo cancelado), y el peor tiempo fue de 726 segundos en una de las instancias con política de cancelación más flexible, P_I4 (costos de US\$20.000 por tramo de vuelo cancelado de los prioritarios).

Al comparar cada instancia del escenario "Todos" con su contraparte en el escenario "Prioritarios", se observa que en promedio para el MIP (GC-ANS) las utilidades son 5% (6%) superior para el escenario "Prioritarios". Sin embargo, para la solución promedio de GC-ANS, los tiempos computacionales de todas las instancias aumentan al comparar el escenario "Prioritarios" con "Todos", siendo el mayor aumento de 7 minutos para la instancia P_I4. Esto se explica, porque al haber tramos de vuelo con costos de penalización nulos, aumentan las alternativas de modificación al itinerario y con esto el espacio de soluciones posibles.

Los resultados de Tabla 5-5 muestran que la calidad de las soluciones y los bajos tiempos computacionales del GC-ANS hacen que este enfoque de solución sea factible de ser utilizado en la práctica por los tomadores de decisiones a diferencia de lo que ocurre con el MIP. En promedio, para todas las instancias, el GC-ANS obtiene una utilidad un 13% mayor que el MIP en un tiempo computacional 86% menor.

A continuación se analizarán en detalle dos casos intermedios: Costos 5% Altos (instancias T_I1 y P_I1) y Costos 40% Altos (instancias T_I4 y P_I4), para ambos escenarios estudiados. Ambos casos se analizan y comparan en cuanto a indicadores operacionales y económicos, tramos de vuelos y pedidos.

A modo de ejemplo, en Anexo F se presentan las rutas generadas para el avión 3 en cada una de las cuatro instancias. Se seleccionó este avión por ser el que presenta mayores cambios entre una instancia y otra, lo cual se puede observar en Anexo G.

5.5.1. Análisis operacional y económico

En la Tabla 5-6 se presentan los indicadores operacionales para las instancias con costos de penalización de 5% y 40% Altos de ambos escenarios para la mejor solución encontrada de GC-ANS en 1 hora de ejecución. Los resultados muestran que al aumentar los costos de penalización se disminuyen los indicadores operacionales de la compañía, lo que también se refleja en la disminución de utilidades, como fue reportado en Tabla 5-5. El factor de ocupación (FO) se reduce en 5% y el *yield* disminuye levemente cuando se aumentan los costos de penalización, a pesar del aumento en las toneladas transportadas. Esto se explica por el aumento de los ATK Totales para las instancias con Costos 40% Altos, producto de que se cancelan menos tramos de vuelos. Adicionalmente, se manifiesta el efecto que tienen los mayores costos de penalización en hacer más restrictiva la planificación y, por consiguiente, permitir menores soluciones alternativas a la disrupción.

Por otro lado, si se comparan los resultados entre T_I1 - P_I1 y T_I4 - P_I4, se observa que al cambiar la política de penalizar todas las cancelaciones a solo los vuelos prioritarios, los indicadores operacionales generalmente aumentan, lo que se evidencia con un aumento en las utilidades totales. Esto es esperable dado que

en el escenario “Prioritarios”, los tramos de vuelo no-prioritarios tienen costos de penalización nulos, lo que permite generar una mayor cantidad de rutas alternativas sin impactar en las utilidades.

Tabla 5-6: Indicadores operacionales para instancias con Costos 5% y 40% Altos.

Indicadores	Costos 5% Altos		Costos 40% Altos	
	T_I1	P_I1	T_I4	P_I4
ATK Totales	10.742.126	10.110.745	12.202.306	12.156.739
FTK Totales	6.168.647	6.007.856	6.386.682	6.559.237
Ton transportadas	1.203	1.182	1.254	1.263
Factor de Ocupación (%)	57%	59%	52%	54%
Yield (US\$ por FTK)	0,32	0,33	0,32	0,31
Ingresos unitario (US\$ por ATK)	0,18	0,19	0,17	0,17

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 5-7 se presentan los resultados económicos de la mejor solución GC-ANS encontrada en una hora de ejecución para ambos casos. En Anexo G se presentan los resultados económicos de las Tabla 5-7 desagregados por avión para ambos casos: Costos 5% Altos y 40% Altos.

Tabla 5-7: Resultados económicos para instancias con Costos 5% y 40% altos.

		Indicadores	Costos 5% Altos	Costos 40% Altos
Escenario	Todos	Ingresos Operacionales	1.973.422	2.048.952
		Costos Operacionales	1.263.770	1.435.550
		Costos de Cancelación	15.000	20.000
		Utilidades	694.652	593.402
	Prioritarios	Ingresos Operacionales	1.954.052	2.060.912
		Costos Operacionales	1.189.500	1.430.190
		Costos de Cancelación	10.000	0
		Utilidades	754.552	630.722

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 5-7 muestra que las utilidades totales aumentan cuando los costos de cancelación se restringen desde una penalización de todos los vuelos a una cantidad limitada de vuelos prioritarios de la planificación base. Esto se debe a que en el segundo escenario la cantidad de vuelos que tienen asociado un costo de penalización son solo un 40,62% de los vuelos de la planificación base, por lo tanto el modelo es menos restrictivo y puede alcanzar mejores utilidades. Además, al aumentar la magnitud de los costos de cancelación desde 5% a 40% de los costos altos, las utilidades se reducen en aproximadamente un 15% en ambos escenarios. Estos resultados permiten concluir que políticas más restrictivas en cuanto a la modificación de la planificación base impactan negativamente en las utilidades.

5.5.2. Análisis de tramos de vuelo

En la Tabla 5-8 se presentan los resultados operacionales asociados a los tramos de vuelo de la mejor solución GC-ANS encontrada en una hora de ejecución para ambos casos. En Anexo G se presentan los resultados operacionales asociados a

tramos de vuelo de las Tabla 5-8, desagregados por avión para ambos casos: Costos 5% Altos y 40% Altos.

Tabla 5-8: Resultados Vuelos para instancias con Costos 5% y 40% Altos

	Indicadores			Costos 5% Altos	Costos 40% Altos	
Escenario Todos	Vuelos	Tramos cancelados	Cancelados	6	1	
			Recuperados	2	0	
			Total	4	1	
		Tramos Operados	Número de Vuelos	34	36	
			Cargas (ton)	1.203	1.254	
			FO Promedio	57%	52%	
Escenario Prioritarios	Vuelos	Tramos Cancelados	Prioritarios	Cancelados	4	0
				Recuperados	1	0
			No Prioritarios	Cancelados	6	3
				Recuperados	0	0
			Total		9	3
		Tramos Operados	Número de Vuelos		33	38
			Cargas (ton)		1.182	1.263
			FO Promedio		59%	54%

Fuente: Elaboración propia

Se observa que para ambos costos de penalización el número de tramos cancelados es mayor en el escenario "Prioritarios", debido a que se cancelan vuelos no-prioritarios con costo nulo de penalización, lo que estaría permitiendo recoger otros pedidos más rentables. En el caso de Costos 5% Altos, se pasa de un total de 4 tramos de vuelo cancelados para el caso en que todos están penalizados a 9 en el caso de vuelos prioritarios. Esta diferencia se explica porque en el escenario "Prioritarios", 6 de estos 9 vuelos corresponden a vuelos no-prioritarios que tienen asociado un costo de penalización nulo. Algo similar ocurre para el caso de Costos 40% Altos, donde el número de cancelados aumenta de 1 a 3 tramos de vuelo y estos 3 tramos cancelados corresponden a vuelos no-prioritarios.

Al realizar un análisis más exhaustivo para cada escenario del caso Costos 5% Altos, se observa que en el primer escenario (T_I1) se cancelan 6 de 32 tramos de la planificación base (13% de los vuelos), de los cuales 2 son recuperados y operados por otro avión distinto al planificado inicialmente (*swap* de aviones). Aun así, esto implica un costo de penalización por cancelarlos del avión original, debido a que se le está cambiando el ruteo a la tripulación asignada a ese avión. Cuando se considera una priorización de los vuelos (P_I1), este valor aumenta a 10 tramos (31.25% de los vuelos), 4 prioritarios y 6 no-prioritarios, y solo 1 de estos tramos de vuelo prioritarios se recupera.

Para el caso con Costos 40% Altos, en el primer escenario (T_I4) se cancela un 3% de los vuelos de la planificación base (1 de 32 tramos) y este valor aumenta a un 9% (3 de 32 tramos) cuando se priorizan los vuelos (P_I4). En ninguno de los dos escenarios hay recuperación de tramos de vuelo, dado que el modelo se ajusta estrictamente a minimizar los cambios penalizados de la planificación base. Por este motivo, en el escenario “Prioritarios” no se cancelan vuelos prioritarios, dado que tiene asociado un costo de penalización alto, pero sí se cancelan vuelos no-prioritarios que no tienen costos de penalización.

5.5.3. Análisis de pedidos

En la Tabla 5-9 se presentan los resultados operacionales asociados a los pedidos de la mejor solución GC-ANS encontrada en una hora de ejecución para ambos casos. En Anexo G se presentan los resultados operacionales asociados a pedidos de la Tabla 5-9, desagregados por avión para ambos casos: Costos 5% Altos y 40% Altos.

Tabla 5-9: Resultados Pedidos para instancias con Costos 5% y 40% Altos

Indicadores				Costos 5% Altos	Costos 40% Altos
Escenario Todos	Pedidos	Pedidos cancelados	Cancelados	5	0
			Recuperados	4	0
			Total	1	0
		Pedidos Transportados	Planificación Base	32	32
			Final	43	46
Escenario Prioritarios	Pedidos	Pedidos cancelados	Cancelados	7	0
			Recuperados	5	0
			Total	2	0
		Pedidos Transportados	Planificación Base	32	32
			Final	42	47

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 5-9 muestra que en la instancia T_I1 se evidencia un aumento de 34.38% del número de pedidos transportados en la ruta final (43 contra 32 pedidos) y cuando se priorizan estos vuelos (P_I1) este valor disminuye levemente a un 31.25% (42 contra 32 pedidos). De igual forma, las instancias T_I4 y P_I4 muestran un aumento de 43.75% y 46.88% en el número de pedidos transportados, respectivamente. En este caso se genera un leve aumento en la carga transportada, siendo este mucho mayor al presentado para Costos 5% Altos. En ambos casos, la diferencia de la cantidad de pedidos transportados entre el escenario "Todos" y "Prioritarios", fue de sólo un pedido.

Al analizar los pedidos transportados por cada avión en las cuatro instancias que se presentan en la Tabla 5-9, se observó que no hubo pedidos que fueran transportados por más de un avión y que estos fueron recogidos parcial o completamente por cada avión. Esto permite afirmar que el supuesto de que el pedido sea divisible y se pueda llevar por más de un avión no es restrictivo, ya que el modelo da preferencia al transporte de pedidos completo y que estos sean transportados por un mismo avión. Este hecho se confirma con el cálculo del

indicador *In Stock* mostrado en la Tabla 5-10, el cual revela que en todas las instancias presentadas se transporta la carga completa en más del 80% de los pedidos, siendo 92,55% el mayor porcentaje para el escenario "Todos" con Costos 40% Altos. Si bien el indicador muestra que hay pedidos incompletos, se debe recordar que cada pedido corresponde a toda la carga que comparte un origen-destino y ventana de tiempo, por lo tanto esto puede significar que para un mismo pedido incompleto se podría estar transportando solo la carga de algunos clientes.

Tabla 5-10: In Stock para instancias con Costos 5% y 40% Altos.

Escenario	Costos 5% Altos	Costos 40% Altos
Todos	88,02%	92,55%
Prioritarios	81,95%	82,26%

Fuente: Elaboración propia

Como los aviones transportaron parcialmente algunos pedidos y otros quedaron sin asignar, se calculó el indicador *Fill Rate* que se muestra en la Tabla 5-11. Este indicador muestra que en general más del 90% de la demanda total fue transportada, siendo mayor el porcentaje para el escenario "Prioritarios" del caso Costos 40% Altos con un 97,73%.

Tabla 5-11: Fill Rate para instancias con Costos 5% y 40% Altos.

Escenario	Costos 5% Altos	Costos 40% Altos
Todos	93,05%	97,02%
Prioritarios	91,44%	97,73%

Fuente: Elaboración propia

El escenario "Todos" para Costos 40% Altos presenta el mayor *In Stock* y tiene uno de los *Fill Rate* más altos si se compara con el resto de las instancias presentadas en las Tabla 5-10 y Tabla 5-11. El primer indicador muestra que

asignar un mayor costo de cancelación a una mayor cantidad de vuelos de la planificación base ("Todos") conduce a un mayor porcentaje de *In Stock*, es decir, fomenta a que se transporte por completo una cantidad superior de pedidos. Adicional a esto, el segundo indicador muestra que en estas mismas condiciones se obtiene un mayor *Fill Rate*, lo que significa que se satisface una mayor demanda de transporte. Sin embargo, al contrastar estos resultados con los factores de ocupación promedio presentados en la Tabla 5-8, se observa que esta instancia si bien satisface una mayor demanda, lo hace con menores factores de ocupación.

Lo anterior se explica porque en el caso de Costos 40% Altos, donde se penaliza la cancelación de todos los tramos de vuelo, no se pueden minimizar los costos cambiando los tramos de vuelo, producto de que prácticamente existen tramos fijos; por lo tanto, se busca maximizar las utilidades transportando la mayor cantidad posible de carga. Por esta razón, el modelo intenta transportar los pedidos por completo y llevar pedidos que no serían atractivos de llevar de no existir un tramo de vuelo que los sirva (mayor *In Stock*), aunque estos posean un bajo nivel de demanda.

Los resultados presentados en este capítulo muestran que los casos con mayores costos de penalización y menos permisibles a efectuar cambios a la planificación base generan soluciones con menores utilidades, producto de que son más restrictivos y se cuenta con un menor número de alternativas para afrontar la disrupción. Al no ser posible reducir los costos operacionales mediante una reasignación de vuelos, el modelo intenta maximizar las ganancias mediante el transporte de un mayor número de pedidos. Esto se traduce en transportar más carga (mayor *Fill Rate*), aunque con menores factores de ocupación. Esto último se explica en que esta mayor carga se transporta en tramos de vuelo que no hubieran sido ejecutados si los costos de cancelación hubiesen sido menores.

Se concluye a partir de este experimento, donde la disrupción representa un aumento en la demanda a transportar, que para obtener mejores utilidades, es clave la categorización de los vuelos que conforman la planificación base. Esto se logra mediante una correcta definición de vuelos prioritarios y no-prioritarios (opcionales), y la magnitud de los costos de penalización.

6. CONCLUSIONES

En este capítulo se presentan las principales conclusiones con respecto a la metodología para la formulación y resolución del problema, los resultados experimentales obtenidos y las limitaciones y futuras líneas de investigación.

6.1. Conclusiones de metodología

En esta tesis se abordó el problema de ajustes de último minuto a los itinerarios de aviones cargueros cuando ocurren modificaciones en la demanda de corto plazo. Para esto se formuló un modelo de optimización innovador en el transporte aéreo de carga basado en el problema de ruteo *Pickup and Delivery con Ventanas de Tiempo* (PDPTW en inglés). Este busca maximizar las utilidades en conjunto con minimizar los ajustes realizados a la planificación base, a modo de generar los menores impactos en los turnos de la tripulación asignada.

La formulación propuesta se diferencia a las presentadas en la literatura de transporte aéreo en los siguientes aspectos:

- a) En primer lugar, se adapta un PDPTW a un mercado aéreo de carga para ser empleado con finalidad operacional y reactiva ante disrupciones en la demanda.
- b) En segundo lugar, es la primera en considerar las disrupciones de corto plazo, que corresponden a modificaciones en la demanda de carga aérea. Más aún, en el transporte aéreo de pasajeros existen modelos reactivos, pero sus disrupciones consideran factores ajenos a la demanda, como cancelaciones de vuelo.
- c) En tercer lugar, este modelo busca resolver simultáneamente las etapas de diseño de itinerarios, ruteo de aviones y ruteo de carga, a la vez que considera

las tripulaciones mediante penalidades por cambiar ciertos tramos de vuelo de la planificación base.

- d) En cuarto lugar, considera condiciones de borde, como por ejemplo los aeropuertos donde deben comenzar y terminar cada avión, junto con sus ventanas de tiempo.

Para resolver el problema se propuso un enfoque híbrido (GC-ANS), al considerar una resolución conjunta entre métodos de solución exacta y heurística. Esta metodología considera un procedimiento de generación de columnas, donde cada avión tiene asociado un subproblema para determinar la ruta óptima y estos se resuelven mediante una metaheurística ANS. Esta resolución conjunta tiene como ventajas aprovechar los reducidos tiempos computacionales de las heurísticas y la robustez de los métodos de solución exacta. De esta manera, el modelo propuesto se puede emplear para decisiones operacionales, donde el tiempo es un factor crítico.

Para evaluar el desempeño de la metodología propuesta (GC-ANS) se compararon sus resultados, en cuanto a utilidades y tiempos computacionales, a los obtenidos mediante la solución exacta del modelo de optimización (MIP). Para esto se elaboró un experimento ficticio, a partir de la información proporcionada por una aerolínea de carga nacional. A partir de esta información se generaron dos escenarios de evaluación dependiendo de la priorización de tramos de vuelo: "Todos" y "Prioritarios". El escenario "Todos" considera costos de penalización para todos los tramos de vuelo que forman parte de la planificación base, en cambio, "Prioritarios" solo penaliza a un subconjunto de estos. Para cada uno de estos escenarios se analizaron diferentes instancias construidas a partir de diferentes magnitudes en los costos de cancelación de tramos de vuelo de la planificación base.

6.2. Conclusiones de resultados

El experimento elaborado consideró 3 días de operación, 4 aviones con capacidad de 100 toneladas y 47 pedidos en total que corresponden a 32 pares O&D diferentes. A esto se le incorpora una disrupción de 30% en la demanda de la planificación base.

Para todas las instancias analizadas el enfoque de solución GC-ANS fue comparado contra las soluciones generadas por MIP bajo el régimen de una 1 hora de ejecución. A partir de los resultados se concluye que las soluciones obtenidas por GC-ANS superan a las generadas por MIP en los dos indicadores propuestos, con utilidades promedio un 13% mayores y con tiempos computacionales un 86% más rápidos. Por lo tanto, GC-ANS es una herramienta eficiente para generar modificaciones de itinerario sin afectar las utilidades.

Los tiempos computacionales necesarios para resolver el problema permiten asegurar que el modelo planteado cumple con una finalidad operacional al generar itinerarios alternativos en un reducido tiempo computacional en todas las instancias evaluadas, donde el tiempo promedio por instancia con penalización fue de 497 segundos.

Al comparar los resultados de las utilidades para los escenarios "Todos" y "Prioritarios" para un mismo costo de penalización, se concluye que el escenario Prioritario obtiene en promedio una utilidad un 6% superior al escenario "Todos". De lo anterior se concluye que una operación de red de vuelos más rígida, genera utilidades menores ante disrupciones en la demanda. Esto se debe a que una red más rígida no permite generar ruteos alternativos más rentables para la nueva demanda post-disrupción, obligando a operar vuelos que bajo otras condiciones no se hubieran ejecutado.

En términos computacionales, se concluye que en escenarios donde se tenga mayor rigidez a los posibles cambios en la planificación base, los tiempos de resolución de una corrida de este algoritmo, generalmente, son menores al disminuir las alternativas posibles de modificación de los itinerarios.

En resumen, se puede concluir que entre más rígida sea la política de cancelación de tramos de vuelo de la planificación base menores serán las utilidades obtenidas, producto que se le otorga menor flexibilidad a la replanificación para que genere ruteos alternativos. Por lo tanto, se recomienda priorizar algunos vuelos y estimar lo más acertado posible los costos por eliminarlos del itinerario final, considerando los costos por la tripulación afectada, la urgencia de los pedidos comprometidos, entre otros factores.

6.3. Limitaciones y futuras líneas de investigación

La principal limitación en la formulación de este problema es no considerar la transferencia de carga entre aviones. Ésta puede ser una importante ventaja competitiva si se tiene en cuenta que la transferencia de carga no es penalizada como en el transporte de pasajeros, otorgando una mayor flexibilidad para su ruteo y una mayor utilización de la flota al emplear aeropuertos *hub*. Por este motivo, se propone para futuros estudios incorporar al modelo aeropuertos intermedios que permitan la transición de carga entre aviones, similar a lo presentado en Qu y Bard (2012).

Con respecto a la metodología de solución elaborada, se recomienda seguir profundizando en ésta. En primer lugar, mediante el provecho de las ventajas que otorga la descomposición de Dantzig-Wolfe para paralelizar la resolución de los subproblemas, lo que podría reducir notablemente los tiempos computacionales empleados en cada corrida. En segundo lugar, se plantea evaluar otras estrategias para la incorporación de rutas al problema maestro en cada iteración de la

generación de columnas. Por ejemplo, se podría emplear la estrategia mencionada por Sigurd *et al.* (2004), donde se incorporan todas las rutas generadas en cada iteración del subproblema, en vez de considerar la ruta con la mejor función objetivo.

Alternativamente, se plantea desarrollar un enfoque de branch-and-price para resolver este problema y contraponer sus tiempos de resolución y calidad de la solución a los obtenidos mediante la metodología de resolución propuesta en esta tesis. Como también complementar esto con otros mecanismos para encontrar la solución óptima, como por ejemplo restricciones válidas que aprovechen la estructura del problema.

En segundo lugar, se recomienda analizar el desarrollo de un modelo integrado para la optimización reactiva ante disrupciones en la demanda, que involucre la operación coordinada entre aviones con *belly* y cargueros. De esta manera, se podría elaborar una herramienta que responda a la situación actual de muchas aerolíneas que para su transporte de carga utilizan complementariamente aviones de pasajeros y carga.

Finalmente, se plantea estudiar un enfoque de planificación robusta de itinerarios cargueros que considere los posibles cambios en la demanda al momento de su construcción. A modo de no requerir la ejecución reiterada de una herramienta reactiva a la demanda como la propuesta en esta tesis. Además, permitiría a la aerolínea estudiar diferentes políticas preventivas y responder oportunamente a la incertidumbre y la disrupción.

BIBLIOGRAFIA

- Barnhart, C., Johnson, E., Nemhauser, G., Salvendy, M. y Vance, P. (1998). Branch-and-price: Column generation for solving huge integer programs. *Operations Research*, 46(3), 316-329.
- Barnhart, C., Belobaba, P., y Odoni, A. (2003). Applications of operations research in the air transport industry. *Transportation Science*, 37(4), 307-324.
- Barnhart, C. y Schneur, R. (2014). Air network design for express shipment service. *Operations Research*, 44(6), 852-863.
- Bent, R. y Van Hentenryck, P. (2006). A two-stage hybrid algorithm for pickup and delivery vehicle routing problems with time windows. *Computers and Operations Research*, 33(4), 875-893.
- Berge, M. y Hopperstad, C. (1993). Demand driven dispatch: A method for dynamic aircraft capacity assignment, models and algorithms. *Operations Research*, 41(1). 153-168.
- Boeing (2014). World Air Cargo Forecast 2014-2015.
- Bratu, S. y Barnhart, C. (2006). Flight operations recovery: New approaches considering passenger recovery. *Journal of Scheduling*, 9(3), 279-298.
- Casadesus-Masanell, R., Tarzijan, J. y Mitchell, J. (2008). Lan Airlines in 2008: Connecting the world to latin america [Case study]. Boston: *Harvard Business Publishing*.
- Chen, D.-S., Batson, R. G., y Dang, Y. (2010). *Applied Integer Programming* (1ra. ed.). New Jersey: Wiley.
- Cherkesly, M., Desaulniers, G. y Laporte, G. (2015). A population-based metaheuristic for the pickup and delivery problem with time windows and LIFO loading. *Computers and Operation Research*, 62, 23-35.
- Cordeau, J.-F., Desaulniers, G., Desrosiers J., Solomon M.M. y Soumis F. (2002). VRP with time windows. En: Toth P, Vigo D (eds.), *The Vehicle Routing Problem, SIAM monographs on discrete mathematics and applications* (pp. 157-193). Filadelfia: SIAM.
- Cordeau, J.-F. (2006). A branch-and-cut algorithm for the dial-a-ride problem. *Operations Research*, 54(3), 573-586.

Dantzig, G. y Ramser, J. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6, 80-91.

Dantzig, G. y Wolfe, P. (1960). Decomposition principle for linear programs. *Operations Research*, 8(1), 101-111.

Derigs, U., Friederichs, S. y Schäfer, S. (2009). A new approach for air cargo network planning. *Transportation Science*, 43(3), 370–380.

Derigs, U. y Friederichs, S. (2013). Air cargo scheduling: integrated models and solution procedures. *OR Spectrum*, 35(2), 325–362.

Desaulniers, G., Desrosiers, J., Erdmann, A., Solomon, M. y Soumis, F. (2002). The VRP with Pickup and Delivery. En: Toth P, Vigo D (eds.), *The Vehicle Routing Problem, SIAM monographs on discrete mathematics and applications* (pp. 225-242). Filadelfia: SIAM.

Desrosiers, J. y Lübbecke, M.E. (2005). *Column Generation* (1ra. ed.). New York: Springer.

Dumas, Y., Desrosiers, J. y Soumis, F. (1991). The pickup and delivery problem with time windows, *European Journal of Operational Research*, 54, 7–22.

Etschmaier, M. y Mathaisel, D. (1985). Airline scheduling: an overview. *Transportation Science*, 19(2), 127–138.

Feillet, D. (2010). A tutorial on column generation and branch-and-price for vehicle routing problems. *4OR*, 8(4), 407–424.

Feng, B., Li, Y. y Shen, Z.-J. (2015). Air cargo operations: Literature review and comparison with practices. *Transportation Research Part C*, 56, 263–280.

Feo, T. y Resende, M. (1995). Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, 6(2), 109–133.

Froyland, G., Maher, S. y Wu, C.L. (2014). The recoverable robust tail assignment problem. *Transportation Science*, 48(3), 351–372.

Gao, C., Johnson, E., y Smith B. (2009). Integrated airline fleet and crew robust planning. *Transportation Science*, 43(1), 2–16

Garey, R. y Johnson D. (1979). *Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness*. San Francisco: Freeman.

IATA (2008). IATA-World Air Cargo Symposium, Roma. [En línea] Disponible en: <http://www.iata.org/pressroom/speeches/Pages/2008-03-04-01.aspx>, [Accedido 6 Feb 2016]

IATA (2015a). Cargo eChartbook Q3.

IATA (2015b). Cargo eChartbook Q4.

IATA (2015c). Air Freight Market Analysis, Diciembre 2015.

IATA (2015d). Air Passenger Market Analysis, Diciembre 2015.

Jung, S., y Haghani, A. (2000). Genetic algorithm for a pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1733, 1–7.

Lan, S., Clarke, J.-P. y Barnhart, C. (2006). Planning for robust airline operations: Optimizing aircraft routings and flight departure times to minimize passenger disruptions. *Transportation Science*, 40(1), 15–28.

LATAM (2014). Memoria Anual 2014. [En línea] Disponible en: http://media.corporate-ir.net/media_files/IROL/25/251289/LATAM_Memoria_Anual_2014_.pdf

Leung, L., Van Hui, Y., Wang, Y. y Chen, G. (2009). A 0-1 LP Model for the Integration and Consolidation of Air Cargo Shipments. *Operations Research*, 57(2), 402–412.

Levin, A. (1971). Scheduling and fleet routing models for transportation systems. *Transportation Science*, 5(3), 232–255.

Li, H. y Lim, A. (2001). A metaheuristic for the pickup and delivery problem with time windows. En: *13th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'01)*. IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, 333–340.

Lin, C. y Chen, Y. (2003). The integration of Taiwanese and Chinese air networks for direct air cargo services. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 37(7), 629–647.

Lohatepanont, M. y Barnhart, C. (2004). Airline schedule planning: integrated models and algorithms for schedule design and fleet assignment. *Transportation Research*, 38(1), 19–32.

- Lu, Q. y Dessouky, M. (2004). An exact algorithm for the multiple vehicle pickup and delivery problem. *Transportation Science*, 38(4), 503–514.
- Marsten, R. y Muller, M. (1980). A mixed-integer programming approach to air cargo fleet planning. *Management Science*, 26(11), 1096–1107.
- Nanry, W. y Barnes, J. (2000). Solving the pickup and delivery problem with time windows using reactive tabu search. *Transportation Research Part B*, 34(2), 107–21.
- Parragh, S. N., Doerner, K. F. y Hartl, R. F. (2008). A survey on pickup and delivery problems. *Journal Für Betriebswirtschaft*, 58(1), 21–51
- Patel, M. H., Dessouky, Y., Solanki, S. y Carbonel, E. (2006). Air cargo pickup schedule for single delivery location. *Computers and Industrial Engineering*, 51, 553–565.
- Pita, J., Barnhart, C. y Antunes, A. (2013). Integrated flight scheduling and fleet assignment under airport congestion. *Transportation Science*, 47(4), 477–492.
- Qu, Y. y Bard, J. (2012). A GRASP with adaptive large neighborhood search for pickup and delivery problems with transshipment. *Computers and Operations Research*, 39(10), 2439–2456.
- Rexing, B., Barnhart, C., Kniker, T., Jarrah, A. y Krishnamurthy, N. (2000). Airline fleet assignment with time windows. *Transportation Science*, 34(1), 1–20.
- Ropke, S. y Pisinger, D. (2006). An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 40(4), 455–472.
- Ropke, S., Cordeau, J.-F. y Laporte, G. (2007). Models and branch-and-cut algorithms for pickup and delivery problems with time windows. *Networks*, 49(4), 258–272.
- Ropke, S. y Cordeau, J.-F. (2009). Branch and cut and price for the pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Science*, 43(3), 267–286.
- Rosenberger, J., Johnson, E. y Nemhauser, G. (2003). Rerouting aircraft for airline recovery. *Transportation Science*, 37(4), 408–421.
- Rosenberger, J., Johnson, E. y Nemhauser, G. (2004). A robust fleet-assignment model with hub isolation and short cycles. *Transportation Science*, 38(3), 357–368.
- Savelsbergh, M. y Sol, M. (1995). General pickup and delivery problem. *Transportation Science*, 29(1), 17.

- Sexton, T. y Choi, Y. (1986). Pickup and delivery of partial loads with “soft” time windows. *American Journal of Mathematical and Management Sciences*, 6(3-4), 369–398.
- Sigurd, M., Pisinger, D. y Sig M. (2004). Scheduling transportation of live animals to avoid the spread of diseases. *Transportation Science*, 38, 197–209.
- Talebian, M. y Salari, M. (2015). A GRASP algorithm for a humanitarian relief transportation problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 41, 259–269.
- Tang, C.-H., Yan, S. y Chen, Y.-H. (2008). An integrated model and solution algorithms for passenger, cargo, and combi flight scheduling. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(6), 1004–1024.
- Toth, P. y Vigo, D. (2002). *The Vehicle Routing Problem, SIAM monographs on discrete mathematics and applications*. Filadelfia: SIAM.
- Van der Bruggen, L., Lenstra, J. y Schuur, P. (1993). Variable-depth search for the single-vehicle pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Science*, 27(3), 298–311.
- Wada, M., Delgado, F. and Pagnoncelli, B. (2016). A risk averse approach to the capacity allocation problem in the airline cargo industry. Enviado a *Journal of the Operational Research Society*.
- Wolsey, L. A. (1998). *Integer Programming* (1ra. ed.). New York: Wiley.
- Xu, H., Chen, Z.-L., Rajagopal, S. y Arunapuram, S. (2003). Solving a practical pickup and delivery problem. *Transportation Science*, 37(3), 347–364.
- Yan, S. y Young, H. (1996). A decision support framework for multi-fleet routing and multi-stop flight scheduling. *Transportation Research Part A*, 30(5), 379–398.
- Yan, S., Chen, S. y Chen, C.-H. (2006). Air cargo fleet routing and timetable setting with multiple on-time demands. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 42(5), 409–430.
- Yan, S. y Chen, C.-H. (2008). Optimal flight scheduling models for cargo airlines under alliances. *Journal of Scheduling*, 11(3), 175–186.

ANEXOS

ANEXO A: METODOLOGÍA PARA PEDIDOS BORDE

Se define como *pedido borde* a todo aquel que tiene su nodo *pickup* dentro del horizonte temporal y su nodo *delivery* en el siguiente horizonte. En la Figura se presenta una planificación base de vuelos para tres aviones. El fin del primer horizonte temporal de tres días se representa con una línea continua roja; en azul se presentan los tramos de vuelo y sobre estos las siglas del aeropuerto de aterrizaje y despegue; el espacio en blanco entre dos tramos de vuelo representa la estadía en el aeropuerto, en donde se pueden generar labores de carga (nodo *pickup*) y descarga (nodos *delivery*); los nodos azules y amarillos representan pedidos (*pickup* y *delivery*), siendo estos últimos los *pedidos bordes*; y el triángulo rojo representa el nodo final de la ruta del avión para ese horizonte temporal (0_k^-).

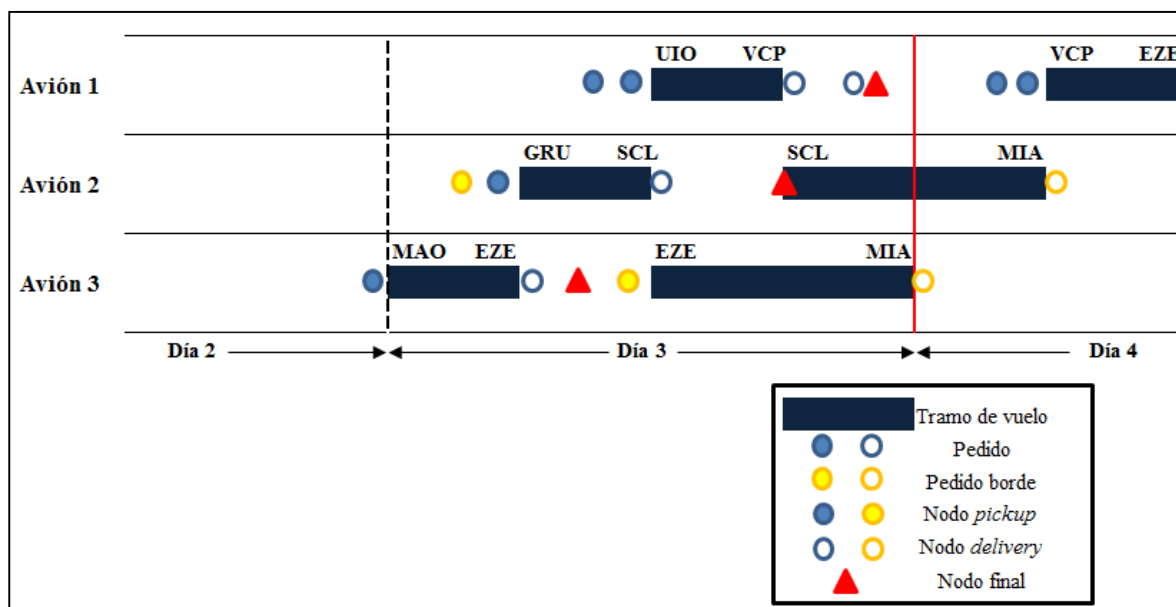


Figura A-1: Ejemplo de plan de vuelos con pedidos borde.

Fuente: Elaboración propia

En el Avión 1 no existen *pedidos borde*, porque todos los nodos de pedido alcanzan a ser visitados antes que finalice el horizonte temporal, luego el fin de la ruta (0_1^-) se define

posterior a la entrega del último pedido.

En el Avión 2 existe un *pedido borde* que tiene origen Guarulhos (GRU) y destino Miami (MIA), el cual se mantiene sobre el avión al hacer escala en Santiago (SCL). En este caso, el nodo *delivery*, y su ventana de tiempo asociada, supera el tiempo límite del horizonte temporal. Este pedido se puede considerar en la planificación fijando su nodo *pickup* en GRU y su nodo *delivery* en SCL. Luego, en el siguiente horizonte temporal este mismo pedido se considera con *pickup* en SCL y *delivery* en MIA.

Para tratar los horizontes temporales que comienzan con un avión en vuelo, como SCL-MIA y EZE-MIA para el siguiente periodo que comienza con el día 4 de la Figura, se puede definir el inicio de este horizonte con el tramo de vuelo "cortado" que despegó más temprano, en este caso EZE-MIA. Por lo tanto, para el nodo de inicio de la ruta del avión 3 (0_3^+) se debe definir una ventana de tiempo que comience antes del nodo *pickup* de ese aeropuerto (EZE) y los nodos depósito iniciales del resto de los aviones se fijan en referencia al inicio de la ventana de tiempo de 0_3^+ .

En el Avión 3 el *pedido borde* no alcanza a ser entregado, debido a que el tramo de vuelo aterriza muy próximo al término del horizonte. En este caso, el pedido debe ser descartado de la planificación actual y debe ser postergado para el siguiente horizonte temporal. Por lo tanto, el nodo final de la ruta (0_2^-) se define con una ventana de tiempo que finaliza antes del nodo *pickup* del *pedido borde*.

En resumen, y considerando lo que fue expuesto en este apartado, en cada horizonte de planificación tendremos:

- a) Pedidos pendientes de recoger y entregar del horizonte anterior, que pueden ser pedidos cancelados o cuyos nodos *delivery* fueron modificados.
- b) Pedidos que pertenecen al horizonte actual.

- c) *Pedidos borde* del horizonte actual y que quedarían pendientes para el siguiente periodo.

ANEXO B: MODELACIÓN DEL MANTENIMIENTO DE LOS AVIONES

El mantenimiento de un avión involucra una estadía extensa en un aeropuerto que sirve como base de mantenimiento. Este puede ser planificado e incluido en la planificación base o podría surgir como imprevisto durante la semana de ejecución del plan de vuelos. En ambos casos, la mantención puede ser modelada como un pedido artificial con carga 0, es decir, como nodos *pickup* y *delivery* en el mismo aeropuerto y una ventana de tiempo igual o secuencial entre ellos. Estos nodos solo formarían parte de la subred del respectivo avión k con mantención programada (N^k), a modo de evitar que otros aviones los asignen a su ruta. Para cada caso se plantea la siguiente solución:

- a) Si este evento ya fue considerado en la planificación base, se debe evitar su cancelación por medio de un costo de penalización muy alto para los tramos de vuelo que conectan a este aeropuerto o si se quiere una mantención con un rango más flexible de tiempo se puede definir una ventana de tiempo extensa y una tarifa ficticia muy alta para este pedido artificial. Para que la tarifa tome sentido, se requiere asignar un valor diferente de 0 a la carga del pedido, por lo tanto se puede definir un peso de la carga igual a 1, y no se debe olvidar restar estos ingresos de la utilidad final.
- b) Si el evento surgió posterior a la planificación base, es decir durante el tiempo de ejecución del plan de vuelos, al igual que en el caso anterior, se puede definir este pedido con una tarifa ficticia muy alta para obligar al avión a que visite sus nodos, con carga igual 1 y se debe restar estos ingresos de la utilidad final.

ANEXO C: MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA ASIGNAR CARGAS

Este modelo de optimización para asignar cargas consiste en transportar carga desde su origen o *pickup* a su destino o *delivery* dada una ruta única que conecta los diferentes nodos. El objetivo es maximizar las ganancias representadas por la diferencia entre los ingresos y los costos de oportunidad (dual del problema maestro restringido) por transportar ese pedido.

A continuación se presenta la formulación. Se considera como entrada del modelo una ruta r compuesta por una secuencia de nodos *pickup* y *delivery*, y mediante el empleo de este modelo se pretende asignar cargas a cada uno de estos nodos. Esta formulación se emplea dentro de la metodología de resolución de ANS que se explica en el Capítulo 4.

Conjuntos

- N : Conjunto de nodos *pickup* y *delivery* que pueden ser visitados por el avión, junto con los nodos de ubicación inicial y final al término del horizonte de planificación, $\{0^+, 0^-\}$.
- P^r : Conjunto de pedidos que forman parte de la ruta r . Sea $i \in P^r \subset N$, entonces el nodo *pickup* del pedido i es i^+ y el nodo *delivery* i^- .

Parámetros

- r : Ruta secuencial de nodos *pickup* y *delivery* visitados por un avión
- $tarifa_i$: Tarifa por llevar el pedido $i \in P^r$ [US\$/tonelada].
- π_i : Costo dual por recoger pedido i [US\$/tonelada].
- D_i : Carga total demandada por el pedido i [toneladas].
- CAP : Capacidad del avión [toneladas].

Variables

- q_i : Cantidad de carga que puede ser recogida ($q_{i+} > 0$) o entregada ($q_{i-} < 0$) para el pedido $i \in P^r$ en ruta del avión r . Los nodos de ubicación inicial y final del avión no tienen carga asignada ($q_{0+} = q_{0-} = 0$) [toneladas].
- Q_i : Carga que lleva el avión al salir del nodo $i \in N$ [toneladas].

Modelo matemático

$$\text{Max} \sum_{i \in P^r} (\text{tarifa}_i - \pi_i) q_{i+} \quad (\text{A.1})$$

sujeto a:

$$q_{0+} = q_{0-} = 0 \quad (\text{A.2})$$

$$q_{i+} + q_{i-} = 0 \quad \forall i \in P^r \quad (\text{A.3})$$

$$q_{i+} \geq 0 \quad \forall i \in P^r \quad (\text{A.4})$$

$$q_{i+} \leq D_i \quad \forall i \in P^r \quad (\text{A.5})$$

$$Q_i + q_j \leq Q_j \quad \forall (i, j) \in r \quad (\text{A.6})$$

$$Q_{0-} = 0 \quad (\text{A.7})$$

$$Q_i \leq CAP \quad \forall i \in P^r \quad (\text{A.8})$$

$$q_i \in \mathbb{R} \quad (\text{A.9})$$

$$Q_j \in \mathbb{R}^+ \quad (\text{A.10})$$

El objetivo de este problema (A.1) es maximizar las ganancias de transportar cada uno de los pedidos asociado a la ruta, para lo cual se considera la tarifa asociada al pedido y el costo dual entregado por el respectivo problema maestro restringido dentro de un proceso de generación de columnas. La restricción (A.2) permite que no se asigne carga a los nodos inicial y final de la ruta, asociados al inicio y fin del horizonte de planificación. La restricción (A.3) asegura que la carga del nodo *pickup* y *delivery* sea la misma para cada pedido. Las restricciones (A.4) y (A.5) establecen que la carga asociada a un *pickup* sea no-negativa y menor a la demanda total de ese pedido. La continuidad de la carga está restringida mediante (A.6) y (A.7). La restricción a la capacidad del avión está dada por (A.8) y la naturaleza de las variables está dada por (A.9) y (A.10).

ANEXO D: MECANISMOS DE PREPROCESAMIENTO PARA MIP

Para acelerar los tiempos de resolución del MIP se elaboró un módulo para el preprocesamiento de la información que se ingresa al modelo. Para esto se emplean los siguientes mecanismos:

- a) **Iniciar con una solución inicial factible.** De ser factible, se ingresa el ruteo de la planificación base como solución inicial del modelo de optimización. De no serlo, se recurre a un módulo que hace factible la solución mediante la reasignación de cargas a los nodos visitados por la ruta. Para esto último se emplea el modelo optimización lineal presentado en Anexo C.
- b) **Eliminar arcos innecesarios.** Se consideran los siguientes filtros, basados en las técnicas empleadas por Dumas et al (1991):
 - i. **Eliminar por ventanas de tiempo.** Se eliminan todos los arcos (i, j) que cumplen con las condiciones $l_j \leq e_i$ y $e_i + d_i + t_{i,j} > l_j$.
 - ii. **Eliminar por prioridad y emparejamiento.** Se eliminan los siguientes arcos:
 $(i^+, 0_k^+), (i^-, 0_k^+), (0_k^+, i^-), (i^-, i^+), (i^+, 0_k^-), (0_k^-, i^+), (0_k^-, i^-)$ y $(0_k^-, 0_k^+)$.
 Esto debido a lo infactible que resultan estas conexiones.

ANEXO E: CARACTERIZACIÓN DE LA DEMANDA

El mercado de carga aérea entre Latinoamérica y Norteamérica/Europa, como por ejemplo para la aerolínea nacional LAN Cargo, se clasifica según sentido como se muestra en la Figura E-1.

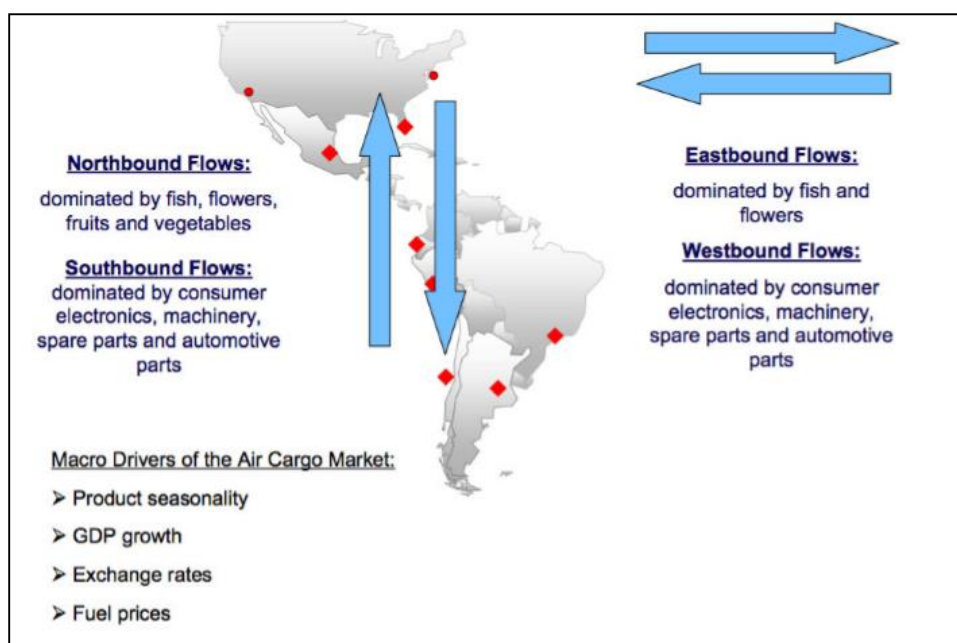


Figura E-1: Flujos de carga aérea de LAN Cargo

Fuente: Casadesus-Masanell *et al.* (2008)

Por lo tanto se tienen las siguientes categorías (Casadesus-Masanell *et al.*, 2008):

- a) **Northbound:** Carga que se transporta desde Sur a Norte. Este mercado está dominado por pescados, flores, frutas y vegetales.
- b) **Southbound:** Carga que se transporta desde Norte a Sur. Este mercado está dominado por computadores, productos electrónicos, teléfonos celulares y repuestos y partes para autos.
- c) **Eastbound:** Carga que se transporta desde Oeste a Este. Este mercado está dominado por pescados y flores.

- d) **Westbound:** Carga que se transporta desde Este a Oeste. Este mercado está dominado por tecnología, maquinarias y repuestos y partes para autos.

ANEXO F: RESULTADOS DE RUTAS PARA UN AVIÓN DE EJEMPLO

En este Anexo se presentan las rutas generadas para el avión 3 con Costos 5% Altos y Costos 40% Altos, tanto para los escenarios "Todos" y "Prioritarios". Se eligió este avión de ejemplo por ser el que presenta más cambios entre una instancia y otra, lo que permite identificar el efecto que tienen los costos de penalización sobre el ruteo del avión.

Para cada instancia se presenta una tabla en la cual se muestra el tramo de vuelo, sus horas de despegue y aterrizaje en los aeropuertos respectivos y los pedidos transportados en cada tramo, mediante su par origen-destino (O&D) y su carga en toneladas.

Los aeropuertos se presentan mediante sus siglas para facilitar la exposición de la información, sin embargo, el nombre de cada aeropuerto, su ciudad y país se pueden encontrar en la Tabla H-1 en Anexo H.

En rojo se resaltan los tramos de vuelo que cambian desde el escenario "Todos" al "Prioritarios" para un mismo nivel de costos de cancelación. Sin embargo, los cambios son significativos si se comparan las rutas generadas al aumentar los costos desde 5% Alto a 40% Alto, para lo cual se sugiere comparar directamente cada tabla.

Tabla F-1: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 5% Altos Todos

Tramo de vuelo	Despegue	Aterrizaje	Pedidos transportados	
			O&D	Carga (ton)
VCP-EZE	1:00	3:00	VCP-MIA	57,72
EZE-MIA	4:00	12:21	VCP-MIA	57,72
			EZE-MIA	42,28
MIA-SJO	16:21	18:29	MIA-AGT	4,4
			MIA-SJO	25,61
SJO-MIA	21:52	0:00	MIA-AGT	4,4
			SJO-MIA	9,83
MIA-GIG	16:06	0:00	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-GIG	52,91
			MIA-MVD	25,61
			MIA-VCP	9,83
GIG-VCP	2:00	2:28	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			MIA-VCP	9,83
			GIG-VCP	22,12
VCP-AGT	5:28	6:24	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			VCP-UIO	37,89
AGT-MVD	7:24	8:38	MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			VCP-UIO	37,89
MVD-EZE	9:38	9:54	MIA-EZE	7,25
			VCP-UIO	37,89
EZE-UIO	11:54	17:01	VCP-UIO	37,89
			EZE-MIA	56,38
UIO-MIA	19:01	22:25	EZE-MIA	56,38
			UIO-MIA	25,61

Fuente: Elaboración propia

Tabla F-2: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 5% Altos Prioritarios

Tramo de vuelo	Despegue	Aterrizaje	Pedidos transportados	
			O&D	Carga (ton)
VCP-MIA	6:38	8:38	VCP-MIA	95,6
MIA-SJO	13:59	16:07	MIA-AGT	4,4
			MIA-SJO	25,61
SJO-MIA	21:52	0:00	MIA-AGT	4,4
			SJO-MIA	9,83
MIA-GIG	16:06	0:00	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-GIG	52,91
			MIA-MVD	25,61
			MIA-VCP	9,83
GIG-VCP	2:00	2:28	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			MIA-VCP	9,83
			GIG-VCP	22,12
VCP-AGT	5:28	6:24	MIA-AGT	4,4
			MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			VCP-UIO	37,89
AGT-MVD	7:24	8:38	MIA-EZE	7,25
			MIA-MVD	25,61
			VCP-UIO	37,89
MVD-EZE	9:38	9:54	MIA-EZE	7,25
			VCP-UIO	37,89
EZE-UIO	11:54	17:01	VCP-UIO	37,89
			EZE-MIA	56,38
UIO-MIA	19:01	22:25	EZE-MIA	56,38
			UIO-MIA	25,61

Fuente: Elaboración propia

Tabla F-3: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 40% Altos Todos

Tramo de vuelo	Despegue	Aterrizaje	Pedidos transportados	
			O&D	Carga (ton)
VCP-EZE	2:00	4:00	VCP-MIA	57,72
			VCP-EZE	4,4
EZE-MIA	6:00	14:21	VCP-MIA	57,72
			EZE-MIA	42,28
MIA-SJO	16:21	19:29	MIA-SJO	25,61
SJO-MIA	21:52	0:00	SJO-MIA	9,83
MIA-BOG	9:09	12:00	MIA-BOG	22,12
BOG-MIA	14:00	16:51	BOG-MIA	56,38
MIA-GIG	19:51	3:45	MIA-VCP	9,83
			MIA-GIG	52,91
GIG-VCP	6:46	7:14	MIA-VCP	9,83
			GIG-UIO	29,25
			GIG-VCP	22,12
VCP-UIO	14:14	15:13	GIG-UIO	29,25
			VCP-UIO	37,89
UIO-MIA	21:13	21:37	UIO-MIA	25,61

Fuente: Elaboración propia

Tabla F-4: Plan de vuelo para avión 3 con Costos 40% Altos Prioritarios

Tramo de vuelo	Despegue	Aterrizaje	Pedidos transportados	
			O&D	Carga
VCP-EZE	2:00	4:00	VCP-MIA VCP-EZE	95,6 4,4
EZE-MIA	6:00	14:21	VCP-MIA EZE-MIA	57,72 42,28
MIA-SJO	16:21	20:29	MIA-SJO MIA-AGT	25,61 4,4
SJO-MIA	22:29	0:37	MIA-AGT SJO-MIA	4,4 9,83
MIA-BOG	9:09	12:00	MIA-AGT MIA-BOG	4,4 22,12
BOG-MIA	14:00	16:51	MIA-AGT BOG-MIA	4,4 56,38
MIA-GIG	19:51	3:45	MIA-AGT MIA-VCP MIA-GIG	4,4 9,83 52,91
GIG-VCP	6:46	7:14	MIA-AGT MIA-VCP GIG-UIO GIG-VCP	4,4 9,83 29,25 22,12
VCP-AGT	10:14	11:10	MIA-AGT VCP-UIO GIG-UIO	4,4 37,89 29,25
AGT-UIO	15:44	16:13	GIG-UIO VCP-UIO	29,25 37,89
UIO-MIA	20:13	23:37	UIO-MIA	25,61

Fuente: Elaboración propia

ANEXO G: RESULTADOS EXTENIDOS DEL EXPERIMENTO

Tabla G-1: Resultados económicos para instancias con Costos 5% y 40% Altos

	Avión	Costos 5% Altos					Costos 40% Altos				
		1	2	3	4	Total	1	2	3	4	Total
Escenario Todos	Ingresos Operacionales	616.863	186.767	674.953	494.839	1.973.422	552.105	448.147	553.861	494.839	2.048.952
	Costos Operacionales	393.890	154.210	339.570	376.100	1.263.770	393.670	294.720	371.060	376.100	1.435.550
	Costos de Cancelación	2.500	5.000	7.500	0	15.000	0	20.000	0	0	20.000
	Utilidades	220.473	27.557	327.883	118.739	694.652	158.435	133.427	182.801	118.739	593.402
Escenario Prioritarios	Ingresos Operacionales	627.623	193.515	618.497	514.417	1.954.052	616.863	427.605	521.605	494.839	2.060.912
	Costos Operacionales	397.030	104.040	312.330	376.100	1.189.500	393.890	284.640	375.560	376.100	1.430.190
	Costos de Cancelación	2.500	2.500	5.000	0	10.000	0	0	0	0	0
	Utilidades	228.093	86.975	301.167	138.317	754.552	222.973	142.965	146.045	118.739	630.722

Fuente: Elaboración propia

Tabla G-2: Resultados operacionales para instancias con Costos 5% y 40% Altos

Escenario Todos		Avión		Costos 5% Altos					Costos 40% Altos				
				1	2	3	4	Total	1	2	3	4	Total
Vuelos	Tramos cancelados	Cancelados	1	2	3	0	6		0	1	0	0	1
		Recuperados	0	0	2	0	2		0	0	0	0	0
		Total	1	2	1	0	4		0	1	0	0	1
Pedidos cancelados	Tramos Operados	Número de Vuelos	10	4	11	9	34		9	8	10	9	36
		Cargas (ton)	378	179	377	268	1.203		348	242	396	268	1.254
		FO Promedio	47%	68%	82%	42%	57%		43%	70%	59%	42%	52%
Pedidos Transportados	Pedidos cancelados	Cancelados	0	2	3	0	5		0	0	0	0	0
		Recuperados	0	2	2	0	4		0	0	0	0	0
		Total	0	0	1	0	1		0	0	0	0	0
Escenario Prioritarios	Vuelos	Planificación Base	9	4	10	9	32		9	4	10	9	32
		Final	12	5	13	13	43		10	10	13	13	46
		Tramos Cancelados	Prioritarios	Cancelados	1	1	2	0	4		0	0	0
Recuperados	0			0	1	0	1		0	0	0	0	0
No Prioritarios	Cancelados		1	2	3	0	6		1	1	1	0	3
	Recuperados		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Pedidos cancelados	Tramos Operados	Total	2	3	4	0	9		1	1	1	0	3
		Número de Vuelos	11	3	10	9	33		10	8	11	9	38
		Cargas (ton)	416	110	373	283	1.182		378	217	400	268	1.263
Pedidos Transportados	Pedidos cancelados	FO Promedio	47%	88%	83%	45%	59%		47%	67%	64%	42%	54%
		Cancelados	1	2	4	0	7		0	0	0	0	0
		Recuperados	0	2	3	0	5		0	0	0	0	0
Escenario Prioritarios	Pedidos Transportados	Total	1	0	1	0	2		0	0	0	0	0
		Planificación Base	9	4	10	9	32		9	4	10	9	32
		Final	12	4	12	14	42		12	8	14	13	47

Fuente: Elaboración propia

ANEXO H: SIGLAS DE AEROPUERTOS

Tabla H-1: Siglas de aeropuertos del experimento

Sigla	Nombre	Ciudad	País
AMS	Aeropuerto de Ámsterdam-Schiphol	Ámsterdam	Países Bajos
ASU	Aeropuerto Internacional Silvio Pettirossi	Asunción	Paraguay
BOG	Aeropuerto Internacional El Dorado	Bogotá	Colombia
BSB	Aeropuerto Internacional de Brasilia	Brasilia	Brasil
BSL	Aeropuerto de Basilea	Saint-Louis	Francia
EZE	Aeropuerto Internacional de Ezeiza	Buenos Aires	Argentina
FRA	Aeropuerto de Fráncfort del Meno	Frankfurt	Alemania
GIG	Aeropuerto Internacional de Galeão	Rio de Janeiro	Brasil
GRU	Aeropuerto Internacional de São Paulo-Guarulhos	Sao Paulo	Brasil
LIM	Aeropuerto Internacional Jorge Chávez	Lima	Perú
MIA	Aeropuerto Internacional de Miami	Miami	EEUU
MVD	Aeropuerto Internacional de Carrasco	Montevideo	Uruguay
SCL	Aeropuerto Internacional Arturo Merino Benítez	Santiago	Chile
SJO	Aeropuerto Internacional Juan Santamaría	San José	Costa Rica
UIO	Aeropuerto Internacional Mariscal Sucre	Quito	Ecuador
VCP	Aeropuerto Internacional de Campinas	Campinas	Brasil

Fuente: Elaboración propia

