

**Tipo de documento:** Tesis de maestría

**Escuela de Negocios.** Master in Management + Analytics

# Estrategia de venta de vuelos extraordinarios

Autoría: Ceccarelli, Luis

Año: 2024

## ¿Cómo citar este trabajo?

Ceccarelli, L. (2024). "Estrategia de venta de vuelos extraordinarios". [Tesis de maestría. Universidad Torcuato Di Tella]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella.

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/12936>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la Universidad Torcuato Di Tella bajo una licencia Creative Commons Atribución-No comercial-Sin derivadas 4.0 Internacional  
Dirección: <https://repositorio.utdt.edu>



**UNIVERSIDAD  
TORCUATO DI TELLA**

MASTER IN MANAGEMENT + ANALYTICS

ESTRATEGIA DE VENTA DE VUELOS  
EXTRAORDINARIOS

**TESIS**

LUIS CECCARELLI

2024

Director: Gustavo Vulcano

## Resumen

Un asiento de avión para volar entre dos ciudades puede tomar múltiples valores distintos en función de las expectativas de la aerolínea y el mercado sobre el vuelo.

Las aerolíneas deben seleccionar para cada asiento que disponibilizan a la venta el precio adecuado a fin de maximizar los ingresos totales de cada vuelo.

Seleccionar cuales serán los precios de cada uno de esos asientos en cada momento de la venta del vuelo en pos de maximizar los ingresos generados por cada vuelo en un contexto de demanda estocástica, conforman el problema del Revenue Management.

Si bien en la industria aérea los distintos carriers cuentan con software de alta complejidad (Sabre, Amadeus, PROS) para resolver este problema, estos no encuentran soluciones adecuadas frente a escenarios extraordinarios, donde las soluciones generales no son de utilidad.

La presente tesis busca desarrollar una herramienta que permita hallar la estrategia óptima para maximizar los ingresos de un vuelo extraordinario, pre-procesando la información histórica disponible y aplicando modelos de optimización, adoptando las distintas herramientas adquiridas durante el programa de la maestría.

El resultado es una recomendación de negocios fundamentada con modelos científicos, para comparar con las expectativas de la empresa al agregar la oferta extraordinaria en una ruta.

## **Abstract**

An airline seat to fly between two cities can take multiple different values depending on the airline's and the market's expectations for the flight.

Airlines must select the appropriate price for each seat they make available for sale in order to maximize total revenue for each flight.

Selecting the prices for each of these seats at each point in the sale of the flight in order to maximize the revenue generated by each flight in a context of stochastic demand, is the Revenue Management problem.

Although in the airline industry the different carriers have highly complex software (Sabre, Amadeus, PROS) to solve this problem, they do not find adequate solutions for extraordinary scenarios, where general solutions are not useful.

The present work seeks to develop a tool to find the optimal strategy to maximize the revenue of an extraordinary flight, pre-processing the available historical information and applying optimization models, adopting the different tools acquired during the master's program.

The result is a business recommendation based on scientific models, to compare with the company's expectations when adding the extraordinary offer on a route.

# Índice

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>7</b>
1.1	El Revenue Management en la industria de la aviación . . . . .	7
1.2	Definición de vuelos extraordinarios y su relevancia en el contexto del Revenue Management . . . . .	7
1.3	Objetivos de la investigación . . . . .	8
1.4	Estructura de la tesis . . . . .	8
<b>2</b>	<b>Fundamentos del Revenue Management</b>	<b>9</b>
2.1	Concepto y evolución del Revenue Management . . . . .	9
2.2	Importancia del Revenue Management en la industria de la aviación . . . . .	10
2.3	Principales desafíos y problemáticas en el Revenue Management de aerolíneas	10
<b>3</b>	<b>Vuelos Extraordinarios: Definición y Características</b>	<b>12</b>
3.1	Definición de vuelos extraordinarios y su distinción de los vuelos regulares	12
3.2	Factores que influyen en la demanda y la estrategia de venta de vuelos extraordinarios . . . . .	12
3.3	Casos de estudio relevantes en la industria . . . . .	13
3.3.1	Picos de demanda turísticos . . . . .	14
3.4	El auge de los vuelos de refuerzo en tiempos de crisis . . . . .	16
<b>4</b>	<b>Metodología</b>	<b>17</b>
4.1	Data Management y estudios preliminares . . . . .	17
4.1.1	Estructura y fuente de los datos . . . . .	17
4.1.2	Conceptos alrededor de los datos . . . . .	18
4.2	Consideration set . . . . .	22
4.2.1	Ejemplo: Refuerzo en agosto por temporada de nieve . . . . .	22
4.3	Estimación de la demanda . . . . .	25
4.3.1	Implementación del algoritmo EPD . . . . .	25
4.4	Optimización de protecciones de asientos . . . . .	27
4.4.1	Expected Marginal Seat Revenue (EMSR) . . . . .	27
4.4.2	Ejemplo: EMSRa y EMSRb . . . . .	28
<b>5</b>	<b>Análisis de Resultados</b>	<b>32</b>
5.1	Aplicación de la metodología a un caso específico: Feriado de carnavales entre Buenos Aires y El Calafate . . . . .	32
5.2	Interpretación de los resultados obtenidos . . . . .	38
5.3	Ajustes al modelo . . . . .	39
5.3.1	Corrección MSC (Método de suavizado de curvas) . . . . .	39

5.3.2	Aplicación del método MSC al ejemplo . . . . .	40
5.4	Comparación de la metodología contra los vuelos reales . . . . .	44
<b>6</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>47</b>
6.1	Limitaciones del estudio, alcance y recomendaciones para futuras investigaciones . . . . .	47
<b>7</b>	<b>Archivos Adjuntos</b>	<b>50</b>

## Índice de tablas

1	Distribución y uso de las distintas clases . . . . .	18
2	Estructura Tarifaria para venta al público típica . . . . .	19
3	Classmix vendido . . . . .	19
4	Conformación de Product Groups . . . . .	21
5	Productos disponibles a la venta, con su tarifa al público y demanda . . . . .	28
6	Cálculo de protecciones parciales y totales por el método EMSRa . . . . .	30
7	Output del modelo EMSRa: Límites aceptables de reservas por clase . . . . .	30
8	Cálculo de protecciones totales por el método EMSRb . . . . .	32
9	Output del modelo EMSRb: Límites aceptables de reservas por clase . . . . .	32
10	Resumen e indicadores generales de los vuelos que conforman el consideration set. . . . .	35
11	Resultado de la estimación de demanda primaria con el algoritmo EPD. Se obtiene la demanda para cada par vuelo-product group. . . . .	36
12	Media y desvío estándar de la demanda de cada producto. . . . .	36
13	Estructura Tarifaria de la ruta BUE-FTE, desagregada por clase y product group. . . . .	37
14	Protecciones obtenidas por el método EMSRb a partir de la demanda y los precios de los distintos product groups. . . . .	38
15	Recomendación final de venta. . . . .	38
16	Output del algoritmo EPD sin ningún suavizado. En amarillo los vuelos con una demanda mayor a 5 veces su capacidad. . . . .	41
17	Resultados de demanda con el modelo de Smoothing. . . . .	42
18	Classmix vendido de los refuerzos durante el periodo analizado y el classmix propuesto por la presente tesis. . . . .	45
19	Classmix vendido del vuelo real (2024) y el Classmix propuesto por la presente tesis. . . . .	46

# Índice de figuras

1	Ocupación (Load Factor) y Oferta en asientos de la ruta BUE-EQS en octubre de 2018, 2019, 2022 y 2023 . . . . .	15
2	Evolución de los vuelos de refuerzo en los últimos 6 años . . . . .	16
3	Captura de una descarga típica de la base de datos. Extracto de reservas parciales en las RBDs comprendidas entre V y W, entre los DTDs 4 y 0 . .	18
4	Evolución de las reservas a nivel vuelo . . . . .	19
5	Evolución de las reservas a nivel clase . . . . .	20
6	Evolución de las reservas a nivel Product Group . . . . .	21
7	Calendario de agosto y sus respectivos feriados . . . . .	23
8	Load Factor de los vuelos BUE-CPC durante el periodo de observación de agosto 2023 . . . . .	24
9	Calculo de protección parcial entre 2 clases . . . . .	29
10	Calculo de protección parcial entre la clase inferior y el sintético de las clases 1 a 3 . . . . .	31
11	Feriado de carnavales en 2023 (izq.) y 2024 (derecha) . . . . .	33
12	Load Factor de los vuelos BUE-FTE durante el feriado de carnavales . . .	34
13	Vuelo con cargas en grupo . . . . .	39
14	Ventas por producto del 1876 del 18-feb . . . . .	42
15	Variaciones en la media y desvíos de la muestra con el método MSC . . . .	43
16	Niveles de protección de clases con y sin suavizado . . . . .	44
17	Pseudocódigo del algoritmo EPD (extraído del original) . . . . .	51

# 1 Introducción

## 1.1 El Revenue Management en la industria de la aviación

El Revenue Management, también conocido como gestión de ingresos, es la aplicación de análisis que predicen el comportamiento de los consumidores en distintos mercados y optimizan la disponibilidad de distintos productos, valiéndose de la elasticidad de los precios y las preferencias de los consumidores para maximizar los ingresos percibidos por cada venta. El objetivo principal del Revenue Management es vender el producto adecuado, al precio adecuado, al cliente adecuado, en el momento adecuado. La esencia de esta disciplina está en comprender la percepción que tienen los clientes del valor del producto y alinear con precisión los precios, la colocación y la disponibilidad del producto con cada segmento de clientes. [1]

Esta práctica es fundamental en la industria de la aviación, donde se propone maximizar los ingresos mediante la gestión eficiente de la capacidad y la demanda. En un entorno altamente competitivo y dinámico como el de las aerolíneas, el Revenue Management desempeña un papel crucial al adaptar estrategias de precios y distribución de los mismos a lo largo del periodo de venta para optimizar los ingresos en función de la demanda del mercado.

## 1.2 Definición de vuelos extraordinarios y su relevancia en el contexto del Revenue Management

Los vuelos regulares son aquellos que se publican con 330 días de anticipación, como resultado de la programación de los vuelos. Dicha programación se planea con más de un año de anticipación y luego puede recibir modificaciones con el paso del tiempo en función de los rendimientos de los mercados a abastecer y las restricciones operativas (flota, personal, aeropuertos, etc). La programación regular sigue los intereses de la compañía en pos de distribuir de la manera más eficiente posible los recursos disponibles. Los vuelos extraordinarios, a diferencia de los regulares, se caracterizan por su publicación con una antelación menor y una demanda más impredecible, generalmente producto de algún evento que genera un shock de demanda, como puede ser un espectáculo deportivo o cultural. Esta naturaleza única plantea desafíos específicos en términos de gestión de ingresos, ya que requiere estrategias flexibles y adaptativas para maximizar la rentabilidad. En este sentido, el presente trabajo se enfoca en desarrollar una estrategia efectiva de Revenue Management para este tipo de vuelos.



### **1.3 Objetivos de la investigación**

El objetivo principal de esta investigación es desarrollar una estrategia integral de Revenue Management para vuelos extraordinarios que permita a las aerolíneas maximizar sus ingresos en estas situaciones particulares. Para lograr este objetivo, se llevará a cabo un análisis de la demanda, para luego aplicar métodos para estimarla y se optimizarán las protecciones de asientos para proveer una recomendación de venta basada en datos históricos, para contrastar con los métodos tradicionales de venta de este tipo de vuelos.

Si bien existen herramientas con un alto nivel de complejidad para el Revenue Management de los vuelos regulares, la estrategia de venta de los vuelos de refuerzo no se fundamenta en un enfoque científico riguroso; en cambio, se desarrolla principalmente según el criterio subjetivo de cada analista, basado en su experiencia y juicio personal.

Hoy en día la industria aplica precios arbitrarios para este tipo de vuelos, a veces con un markup sobre los costos, otras siguiendo al intuición de cada analista. En ambos casos, la estrategia de venta no responde a un estudio de la demanda, sino a un criterio arbitrario.

Este trabajo busca dotar de un criterio extra para la toma de decisiones, basado en un pronóstico de demanda para estos vuelos especiales.

### **1.4 Estructura de la tesis**

La tesis se organiza en cuatro capítulos principales:

El primero aborda los fundamentos del Revenue Management y su relevancia en la industria de la aviación. El segundo se centra en la definición y características de los vuelos extraordinarios. El tercero describe en detalle la metodología utilizada para desarrollar la estrategia de Revenue Management. El cuarto presenta el análisis de resultados obtenidos y las conclusiones derivadas de la investigación.

Con esta estructura, se espera proporcionar una comprensión integral del problema y presentar una solución efectiva para mejorar la gestión de ingresos en vuelos extraordinarios.

## 2 Fundamentos del Revenue Management

### 2.1 Concepto y evolución del Revenue Management

El concepto de Revenue Management, también conocido como gestión de ingresos o *Yield Management*, surgió en la industria de la aviación durante la década de 1980, luego de la desregulación del mercado aerocomercial en los Estados Unidos de América en 1978 [2]. En ese momento, las aerolíneas se enfrentaban a desafíos significativos relacionados con la capacidad excesiva y la competencia feroz en el mercado. Con el fin de maximizar sus ingresos en un entorno altamente dinámico y competitivo, las aerolíneas comenzaron a desarrollar sistemas y estrategias innovadoras para gestionar de manera más eficiente la oferta de asientos y la demanda de pasajeros. [3]

La aplicación del Revenue Management en la industria de la aviación está fundamentalmente ligada a la gestión de la capacidad de los vuelos regulares, puesto que estos representan la mayor parte de la oferta. Las aerolíneas desarrollaron modelos matemáticos y algoritmos sofisticados para predecir la demanda futura y ajustar los precios de los tickets en consecuencia. Estos sistemas permitieron a las aerolíneas maximizar los ingresos al vender los asientos disponibles a diferentes precios en función de la demanda esperada y los patrones de compra de los clientes.

A medida que la tecnología avanzaba y se disponía de más datos y herramientas analíticas, el Revenue Management se expandió rápidamente a otras industrias, incluida la hotelería, el transporte terrestre y el comercio minorista. En cada uno de estos sectores, las empresas comenzaron a aplicar los principios del Revenue Management para optimizar la asignación de recursos y maximizar los ingresos en un entorno de demanda fluctuante.

Hoy en día, este campo de estudio ha evolucionado hasta convertirse en una disciplina altamente sofisticada y multifacética que abarca una amplia gama de industrias y sectores. Las empresas utilizan una variedad de herramientas y técnicas avanzadas, como análisis de datos en tiempo real, modelos predictivos, optimización matemática y machine learning, para tomar decisiones estratégicas y tácticas que maximicen los ingresos y la rentabilidad. [4][5][6][7]

Existen unas pocas empresas que se dedican a desarrollar estos modelos y distribuirlos entre las aerolíneas. <sup>1</sup> La distribución se otorga en modo de suscripción a un software del fabricante donde es posible insertar hiper parámetros y observar los resultados del modelo, pero generalmente no es posible acceder e intervenir en el modelo, lo cual es percibido por los equipos de revenue de las aerolíneas como una suerte de caja negra.

---

<sup>1</sup>Por nombrar algunas de las mas conocidas: Sabre, Amadeus, PROS

## **2.2 Importancia del Revenue Management en la industria de la aviación**

En la industria de la aviación, el Revenue Management desempeña un papel crucial al ayudar a las aerolíneas a maximizar sus ingresos en un entorno altamente competitivo y dinámico. La gestión eficaz de los precios y la disponibilidad de asientos es fundamental para garantizar la rentabilidad en un sector caracterizado por costos operativos elevados y márgenes de ganancia ajustados. [8]

El Revenue Management permite a las aerolíneas optimizar la asignación de recursos escasos, como los asientos de avión, para satisfacer la demanda fluctuante de los pasajeros. Al analizar datos históricos de ventas, patrones de demanda y comportamiento del consumidor, las aerolíneas pueden ajustar estratégicamente sus precios y disponibilidad para maximizar los ingresos en cada vuelo.

Las estrategias de Revenue Management permiten a las aerolíneas identificar oportunidades de ingresos adicionales, como la venta de asientos de última hora o la gestión de overbooking para mitigar las pérdidas por cancelaciones y no presentaciones. Además, el Revenue Management también desempeña un papel importante en la gestión de la competencia, permitiendo a las aerolíneas adaptar sus precios y políticas de reserva para mantener una ventaja competitiva en el mercado, según cual sea su objetivo: market-share, posicionamiento, etc.

## **2.3 Principales desafíos y problemáticas en el Revenue Management de aerolíneas**

La gestión del Revenue Management enfrenta diversos desafíos en el contexto de vuelos extraordinarios. Uno de los principales desafíos es la volatilidad de la demanda, que puede verse afectada por una variedad de factores externos, como condiciones meteorológicas, eventos geopolíticos y cambios en las tendencias de viaje. [9]

La competencia agresiva también representa un desafío significativo para el Revenue Management de aerolíneas, ya que las aerolíneas compiten por capturar una parte del mercado y maximizar su participación en los ingresos generados por los pasajeros. Esta competencia puede llevar a una presión constante sobre los precios y márgenes de ganancia, lo que requiere una gestión cuidadosa de las estrategias de precios y promociones.

Además, las aerolíneas también enfrentan restricciones operativas y limitaciones tecnológicas que pueden dificultar la implementación efectiva de las estrategias de Revenue Management. Por ejemplo, la capacidad de respuesta en tiempo real a cambios en la demanda puede verse obstaculizada por sistemas heredados y procesos manuales, lo que limita la capacidad de las aerolíneas para adaptarse rápidamente a las condiciones del mercado.

Existen dos características particulares de la industria que han permitido y fomentado el desarrollo y estudio de esta disciplina:

- **Heterogeneidad de los consumidores:** En industrias con clientes diversos, es más probable que existan diferentes segmentos de mercado con necesidades y comportamientos distintos. El RM permite identificar y segmentar estos grupos de clientes, adaptando las estrategias de precios y promociones para satisfacer las necesidades de cada segmento y maximizar los ingresos en cada uno.
- **Oferta fija e inestockeable:** Los aviones tienen una cantidad de asientos fija. Si la demanda es muy alta, no es posible agregar asientos a los aviones existentes y por el contrario si hay falta de demanda, tampoco se pueden almacenar asientos para vuelos futuros. Cada asiento que despegó vacío es una oportunidad perdida, un bien que caduca sin posibilidad de venderse en el futuro. Esto hace que la estrategia de RM juegue un rol crucial en la ocupación de los vuelos, ya que permite a las empresas adaptarse rápidamente a los cambios en la demanda mediante la modificación de precios y la gestión de la disponibilidad en tiempo real.

## **3 Vuelos Extraordinarios: Definición y Características**

### **3.1 Definición de vuelos extraordinarios y su distinción de los vuelos regulares**

Los vuelos extraordinarios, también conocidos como vuelos de refuerzo o vuelos adicionales, representan una categoría especial dentro de la industria de la aviación que se distingue por su naturaleza única en términos de planificación, programación y gestión. A diferencia de los vuelos regulares, que son definidos con meses de anticipación, los vuelos extraordinarios se programan de manera ad hoc en respuesta a eventos específicos, cambios estacionales o picos de demanda inesperados.

La principal distinción entre los vuelos extraordinarios y los vuelos regulares radica en el tiempo de publicación y la previsibilidad de la demanda. Mientras que los vuelos regulares se planifican con anticipación y tienen una demanda más estable y predecible, los vuelos extraordinarios se anuncian con una antelación mucho menor y están sujetos a una mayor variabilidad en términos de demanda y ocupación de asientos. Esta naturaleza impredecible de los vuelos extraordinarios presenta desafíos únicos para las aerolíneas en términos de gestión de ingresos y estrategia de venta.

### **3.2 Factores que influyen en la demanda y la estrategia de venta de vuelos extraordinarios**

La demanda de los vuelos puede verse profundamente influenciada por una amplia gama de factores externos y condiciones del mercado que escapan al control directo de las aerolíneas. Estos factores pueden variar desde eventos deportivos importantes y festivales culturales hasta conferencias y condiciones climáticas extremas. Por ejemplo, la definición de un campeonato deportivo de escala mundial, cuyos cruces se definen entre 30 y 15 días antes del partido final, puede desencadenar una afluencia masiva de visitantes a una ciudad, aumentando repentinamente la demanda de vuelos a esa ubicación <sup>2</sup>. De manera similar, un artista para un festival musical internacional puede anunciarse con menos de 90 días de anticipación, lo que puede atraer a turistas de todo el mundo, generando una demanda repentina y significativa de vuelos a la región del evento. En ambos casos, las estrategias comerciales de los eventos siguen intereses que pueden no estar alineados con los intereses de las aerolíneas, lo que reduce los plazos para la venta aumentando la

---

<sup>2</sup>Por ejemplo, la final de la copa libertadores de fútbol sudamericano en el año 2023 se definió en Río de Janeiro el 4 de noviembre. Los rivales fueron confirmados 30 días antes, tras la clasificación de Boca Juniors (Buenos Aires, Argentina) y Fluminense (Río de Janeiro, Brasil). Esto generó un boom de demanda en la ruta Buenos Aires (BUE) - Río de Janeiro (GIG), que aumentó su oferta con una ventana de venta de menos de 30 días.

incertidumbre.

Los plazos de organización y las características cambiantes de estos eventos generan que las aerolíneas nunca pueden anticipar por completo el impacto exacto que tendrán en la demanda de sus vuelos. A diferencia de los vuelos regulares, cuya demanda suele seguir patrones más predecibles y estacionales, los vuelos extraordinarios a menudo se agregan en respuesta a lo que se conoce como shock de demanda. Este shock de demanda puede surgir de manera inesperada y repentina, dejando a las aerolíneas con poco tiempo para planificar y ajustar su capacidad y precios en consecuencia.

Frente a esta situación, a menudo las aerolíneas se ven obligadas a recurrir a políticas de precios basadas en la experiencia o la intuición, ya que los métodos tradicionales aplicados para vuelos regulares pueden no ser adecuados en este contexto. Esto puede resultar en la generación de sesgos significativos, ya que las decisiones de fijación de precios se basan en la experiencia previa de los analistas de la ruta y no en datos empíricos o modelos analíticos.

En la actualidad, muchas aerolíneas dependen en gran medida de estrategias manuales para establecer precios en vuelos extraordinarios, lo que puede llevar a una falta de consistencia y eficacia en la gestión de ingresos. La falta de un enfoque científico y sistemático para la fijación de precios puede resultar en oportunidades perdidas para maximizar los ingresos y optimizar la capacidad de los vuelos extraordinarios.

La principal contribución de esta tesis radica en la introducción de un enfoque basado en modelos científicos y analíticos para la gestión de ingresos en vuelos extraordinarios. Al desarrollar y aplicar estos modelos, se busca reducir el sesgo inherente en las decisiones de fijación de precios y proporcionar a las aerolíneas una metodología objetiva y cuantitativa para optimizar la rentabilidad de sus operaciones. Al integrar métodos científicos y técnicas analíticas en la política de precios de vuelos extraordinarios, se espera mejorar la eficiencia y la eficacia de la gestión de ingresos, permitiendo a las aerolíneas adaptarse de manera más ágil y precisa a las demandas cambiantes del mercado y maximizar su capacidad para aprovechar las oportunidades de ingresos en un entorno altamente dinámico y competitivo.

### **3.3 Casos de estudio relevantes en la industria**

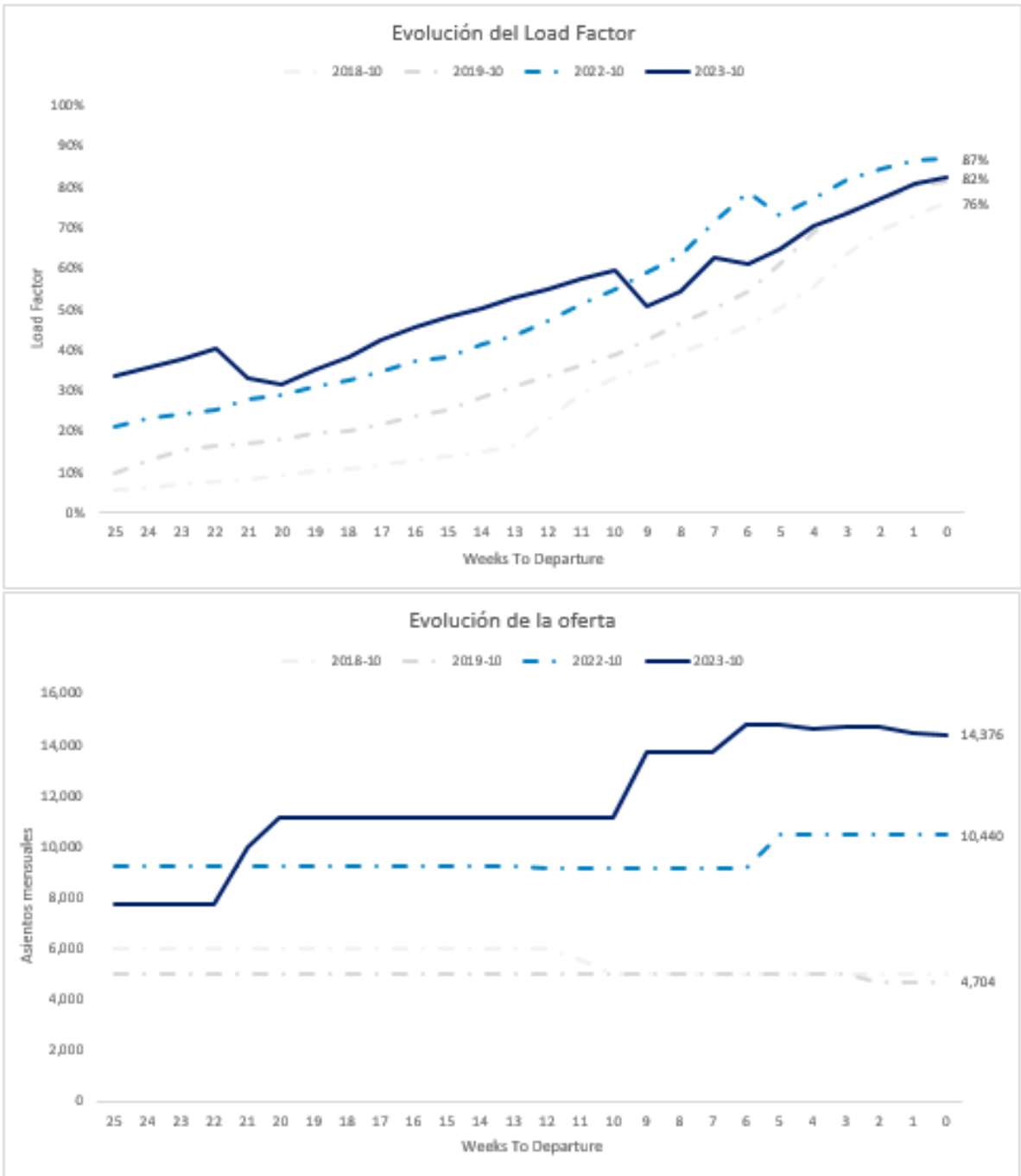
Se presentarán casos de estudio relevantes que ilustren los desafíos y las oportunidades asociados con la gestión de ingresos en vuelos extraordinarios. Estos casos de estudio pueden incluir ejemplos de aerolíneas que han implementado con éxito estrategias innovadoras de Revenue Management para maximizar la rentabilidad de vuelos extraordinarios en diversos contextos y mercados.

### 3.3.1 Picos de demanda turísticos

La programación de vuelos regulares se ejecuta de acuerdo a una estimación de la demanda que tendrá un mercado en determinado periodo, lo que determina la capacidad deseable por la aerolínea y en función de las restricciones operativas (flota, tripulaciones, condiciones de aeropuerto, etc) se arriba al número final de oferta.

La evolución en la ocupación de los vuelos es un indicador muy claro de como está respondiendo el mercado a la oferta de asientos regulares de la aerolínea. Veamos el caso de la ruta Buenos Aires - Esquel, provincia de Chubut (BUE-EQS). En el mes de octubre es posible visitar los campos de tulipanes en Trevelín, una ciudad a unos 25 km de Esquel. Esta atracción que congrega argentinos y extranjeros entre el 1 de octubre y el 6 de noviembre aproximadamente, constituye junto con la temporada de nieve uno de los principales focos de demanda de la ruta.

Dos de los indicadores mas utilizados para comprender la situación de una aerolínea en un mercado son la oferta o capacidad, medida en asientos y el otro es el factor de ocupación de dicha oferta. Observemos la Figura 1. En el gráfico superior se encuentra la evolución del factor de ocupación de la ruta BUE-EQS para el mes de octubre en los años 2018, 2019, 2022 y 2023. En el eje de las abscisas se disponen las semanas que faltan para el mes en cuestión, capturadas en el indicador *weeks to departure (WTD)* y en el eje de las ordenadas la ocupación de la oferta dispuesta como porcentaje del total, capturada por el indicador *Load Factor*, igual a las reservas sobre la capacidad total. El gráfico superior ilustra las curvas de ocupación, que constituyen una herramienta clásica para el control de desempeño de las rutas que realiza el equipo de Revenue Management. Situémonos en la semana 10, en la serie de 2023. La ocupación es del 59% (mayor a la de todos los años de la serie en ese momento) y la pendiente de las últimas semanas muestra una evolución favorable contra otros años. Este es un caso en el que se decide aumentar la oferta generalizada del mes por exceso de demanda frente a la esperada. El resultado es la publicación de nuevos vuelos en la semana 9, lo que genera una caída en la ocupación global (crece el denominador en mayor proporción que el numerador) y un salto en la curva de capacidad de la ruta, que pasa de 11.100 a 13.600 asientos, lo que representa una suba de mas del 20% de la oferta. Estos vuelos extraordinarios no pueden venderse con la misma estrategia que los vuelos regulares, dado que los nuevos están vacíos y los regulares en promedio al 59%. En este caso el analista de la ruta debe decidir que estrategia le dará a los nuevos vuelos teniendo en cuenta que cuenta con menos tiempo de venta, pero una buena demanda. Por otro lado, el mínimo precio ofrecido en los refuerzos juega un papel fundamental en la demanda de los vuelos regulares, dado que habrá canibalización entre el producto nuevo y el original.

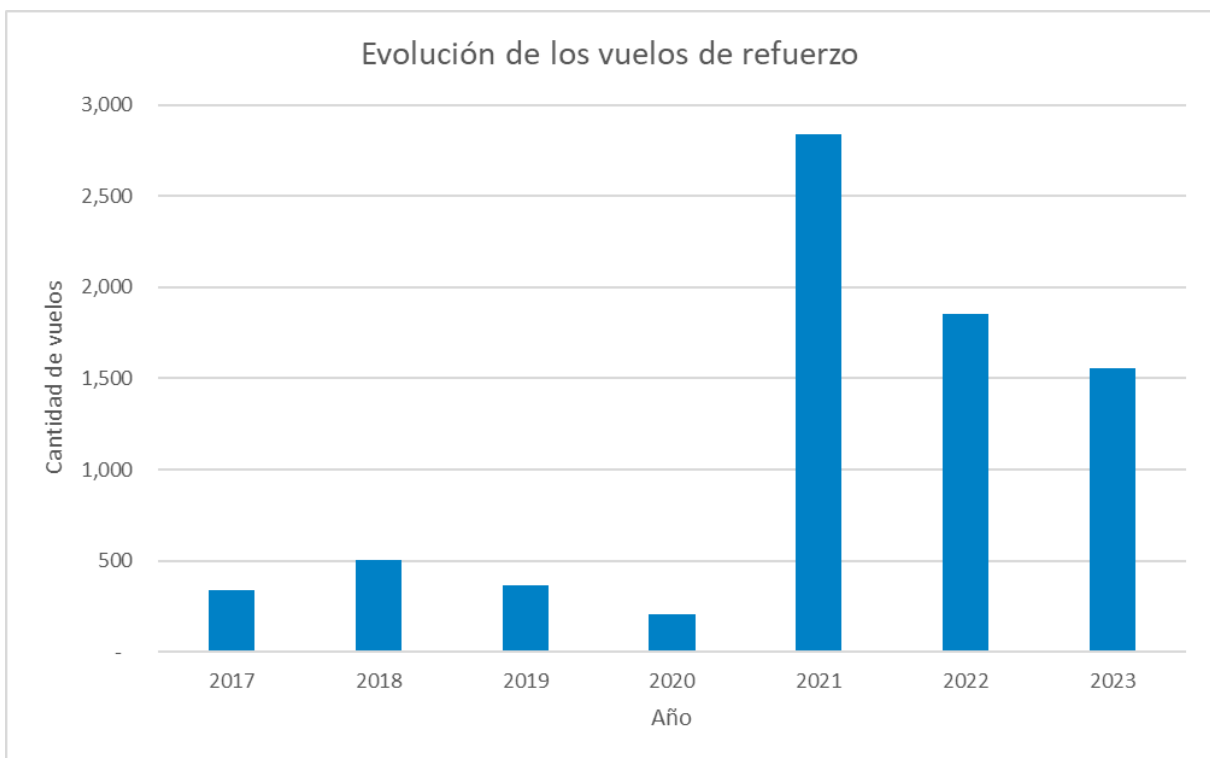


**Figura 1.** Ocupación (Load Factor) y Oferta en asientos de la ruta BUE-EQS en octubre de 2018, 2019, 2022 y 2023



### 3.4 El auge de los vuelos de refuerzo en tiempos de crisis

Los periodos de alta incertidumbre generan programaciones conservadoras por parte de las aerolíneas. Tal como se observa en la Figura 2, en los últimos 6 años pasamos de una media de 400 vuelos de refuerzos por año entre 2017 y 2019 a unos 2.000 entre 2021 y 2023. La industria aérea fue una de las más perjudicadas por la última crisis mundial por el virus COVID en 2020, generando una alta incertidumbre sobre la reanudación de las operaciones. A nivel global las aerolíneas apostaron por recuperar su tráfico doméstico antes que el internacional, sujeto a las facilidades para moverse dentro de cada país con respecto a las restricciones sanitarias para viajar internacionalmente. En Argentina, el mercado respondió rápidamente y ya en 2021 comenzaron a observarse niveles muy altos de demanda para periodos puntuales que derivaron en aumentos de oferta hacia los destinos turísticos mediante refuerzos.



**Figura 2.** Evolución de los vuelos de refuerzo en los últimos 6 años

Si bien se observa una fuerte tendencia a la baja en el volumen de refuerzos frente a los valores observados en 2020 gracias a que la programación anual se va regularizando y la demanda en los mercados se va estabilizando, la naturaleza impredecible de la organización de espectáculos y eventos deportivos sumado a las restricciones operativas cambiantes, harán que los vuelos extraordinarios sigan existiendo y constituyendo un problema complejo para la optimización de ingresos de las compañías aéreas.

## 4 Metodología

El objetivo principal de este estudio es desarrollar una estrategia de venta y dar una recomendación de negocio para vuelos extraordinarios, teniendo en cuenta la fecha y la capacidad como datos de entrada, provistos por el departamento de planificación de vuelos de la aerolínea. Para lograr este objetivo, se seguirá una metodología integral que abarcará desde la obtención y procesamiento de la data bruta hasta la optimización de las protecciones de asientos.

### 4.1 Data Management y estudios preliminares

En esta primera etapa, se llevará a cabo la descripción de los datos disponibles para el análisis. Esto incluirá información sobre fechas de vuelo, capacidad de los aviones, históricos de ventas y otros datos relevantes. Luego, Se discutirán algunos conceptos clave para comprender los datos y el papel que jugarán en el presente estudio.

#### 4.1.1 Estructura y fuente de los datos

La información histórica de ventas se almacena en una base de datos una vez que los vuelos despegan. El paso del tiempo se mide en días y se refleja con el concepto de días para la partida del vuelo, mas conocido como *days to departure* (DTD). Desde que se publica el vuelo en sistema, es decir desde que hay disponibilidad de asientos a la venta y los clientes tienen la posibilidad de comprar un ticket, se almacena para cada producto el acumulado de ventas a medida que pasan los días. Los distintos productos están representados por clases llamadas *Reservation Booking Designator* (RBDs)

La materia prima de este trabajo son tablas que tienen como columnas los DTD y como fila las RBD y los valores dentro de la tabla son las reservas acumuladas de cada RBD para cada DTD. Además, según la consulta que se realice de la base de datos, puede obtenerse información relevante del vuelo en cuestión, como por ejemplo:

- Flight Number: Número de identificación comercial del vuelo, conformado por el código IATA de la aerolínea (2 letras) y 4 dígitos. El número de vuelo es único, no puede haber dos vuelos el mismo día con el mismo número [ej: AR1698]
- Departure Date: Día de partida del vuelo
- Leg Origin: Aeropuerto de partida del vuelo
- Leg Destination: Aeropuerto de destino del vuelo
- Leg Physical Capacity: Número de asientos a la venta del vuelo (corresponden a la configuración de la aeronave que realizará el vuelo)

MY	MZ	NA	NB	NC	ND	NE	NF	NG	NH	NI
4	3	2	1	0	Flight Number	Departure Date	Leg Class	Leg Destination	Leg Origin	Leg Physical Capacity
8	8	8	8	8	1698	17/2/2023	W	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	S	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	Z	FTE	AEP	170
49	50	53	53	52	1698	17/2/2023	Y	FTE	AEP	170
18	16	19	20	19	1698	17/2/2023	B	FTE	AEP	170
7	7	7	7	7	1698	17/2/2023	M	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	U	FTE	AEP	170
4	4	4	4	4	1698	17/2/2023	K	FTE	AEP	170
6	6	6	6	6	1698	17/2/2023	H	FTE	AEP	170
18	17	17	17	17	1698	17/2/2023	L	FTE	AEP	170
6	6	6	6	6	1698	17/2/2023	Q	FTE	AEP	170
8	8	5	2	2	1698	17/2/2023	T	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	E	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	N	FTE	AEP	170
0	0	0	0	0	1698	17/2/2023	V	FTE	AEP	170

**Figura 3.** Captura de una descarga típica de la base de datos. Extracto de reservas parciales en las RBDs comprendidas entre V y W, entre los DTDs 4 y 0

En la Figura 3 puede observarse un pequeño extracto de una descarga de la base de datos, o puede consultarse en el adjunto 1 una descarga tipo en formato texto (.CSV)

Un punto a tener en cuenta es que no existe información explícita de la disponibilidad de clases a lo largo del tiempo, sino que la misma se calcula a partir de las ventas observadas. Esta aclaración tomará mayor relevancia cuando discutamos las metodologías de estimación de demanda en las secciones posteriores de este capítulo.

#### 4.1.2 Conceptos alrededor de los datos

Para comprender la estructura de los datos es fundamental revisar la dinámica de venta de un vuelo. Cada vuelo tiene una capacidad definida, compuesta por asientos disponibles que se ofrecen con diferentes denominaciones, conocidas como Reservation Booking Designator (RBD) o Clase. Cada clase tiene un precio determinado y está asociada a una condición específica, como tipo de cabina, programas de fidelidad, ventas grupales o ventas al público, que conforman la estructura tarifaria del vuelo.

RBDs	Condiciones
W,S	Tarifas públicas de cabina Business
Y,B,M,U,K,H,L,Q,T,E,N,V,A,R	Tarifas públicas de cabina Economy
Z,X,P	Clases específicas de programas de fidelidad
G	Clase táctica

**Tabla 1.** Distribución y uso de las distintas clases

Luego, es crucial entender la evolución de la ocupación del vuelo para comprender la demanda experimentada. Consideraremos cada día como un paso de tiempo relevante para

RBD	Y	B	M	U	K	H	L	Q	T	E	N	V	A	R
Tarifa (USD)	255	213	177	148	125	106	90	76	66	57	49	42	31	20

**Tabla 2.** Estructura Tarifaria para venta al público típica

analizar la información histórica. La métrica por excelencia para medir el paso del tiempo en la industria se denomina *Days To Departure* (DTD), y está conformada por un número entero que representa cuanto días faltan para la salida del vuelo. Observemos en la Figura 4 la evolución de las reservas para un vuelo particular del 19-feb-2023. La línea continua representa la evolución de las reservas a medida que transcurre el tiempo, mientras que la línea puntuada representa la capacidad del vuelo, que es la métrica de la oferta de asientos (en este caso fija en 170<sup>3</sup>). El vuelo se publica con 334 DTD (prácticamente 1 año antes de su partida). un mes mas tarde, en el DTD 297 recibe su primera reserva y luego evoluciona a medida que pasa el tiempo hasta alcanzar las 140 reservas el día del despegue.



**Figura 4.** Evolución de las reservas a nivel vuelo

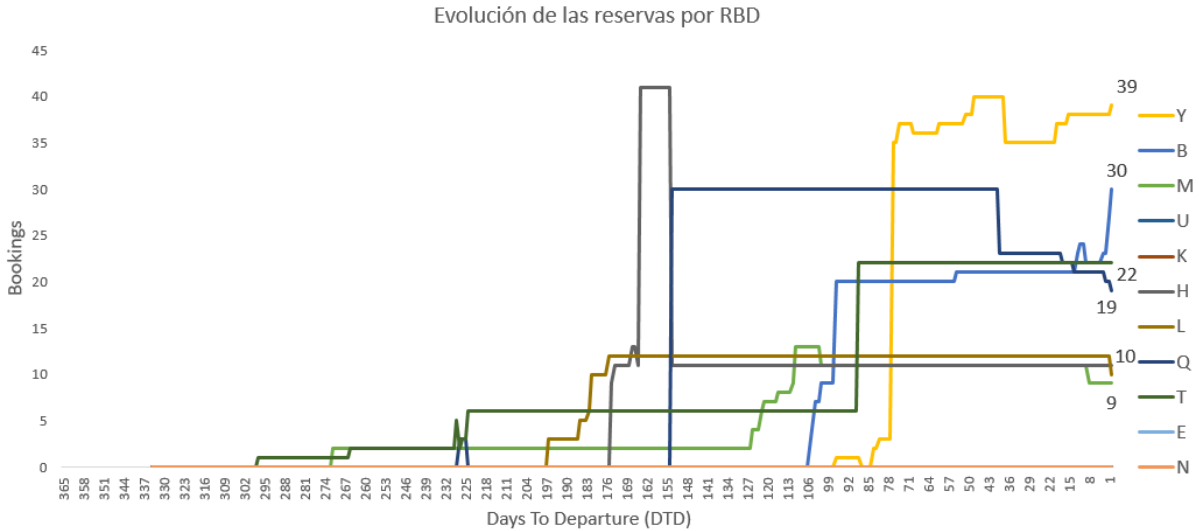
Resulta de interés desagregar la demanda en relación con los distintos precios ofrecidos. Para esto, es necesario observar el vuelo a nivel RBD. Siguiendo el mismo caso del ejemplo, la composición de clases o classmix vendido de las 140 reservas tiene la siguiente forma:

RBD	Y	B	M	U	K	H	L	Q	T	E	N	V	A	R
Bookings	39	30	9	0	0	11	10	19	22	0	0	0	0	0

**Tabla 3.** Classmix vendido

Y en la Figura 5 se puede observar la evolución a lo largo de la venta del vuelo.

<sup>3</sup>Cuando un vuelo cambia de equipo se denomina *swap*. Por restricciones operativas puede realizarse un swap por un equipo de capacidad diferente, lo que genera un salto discreto en la línea de capacidad.



**Figura 5.** Evolución de las reservas a nivel clase

El análisis a nivel de vuelo proporciona una visión general de la ocupación y la demanda, sin embargo, puede resultar bastante básico y no capturar los matices que existen a nivel de clases. Por otro lado, el análisis a nivel de clases puede resultar confuso debido a comportamientos que no reflejan necesariamente la demanda real, como las reacomodaciones de reservas entre clases. Además, el ruido individual del comportamiento de cada clase puede llevar a sobre-ajustar a los modelos de demanda que presentaremos mas adelante.

Para abordar esta complejidad, se introduce una solución intermedia: el análisis a nivel de Product Group (PG). Un PG contiene un conjunto de clases que tienen afinidad entre sí, como precios similares o condiciones de vuelo específicas, lo que captura grupos de pasajeros con disponibilidades de pago e intereses similares. Esta estrategia permite eliminar el ruido individual del análisis por clase, al tiempo que captura la demanda en función de los rangos de precios de las estructuras tarifarias. De esta manera, se logra una comprensión más profunda y precisa de la demanda, sin verse abrumado por la cantidad de clases individuales.

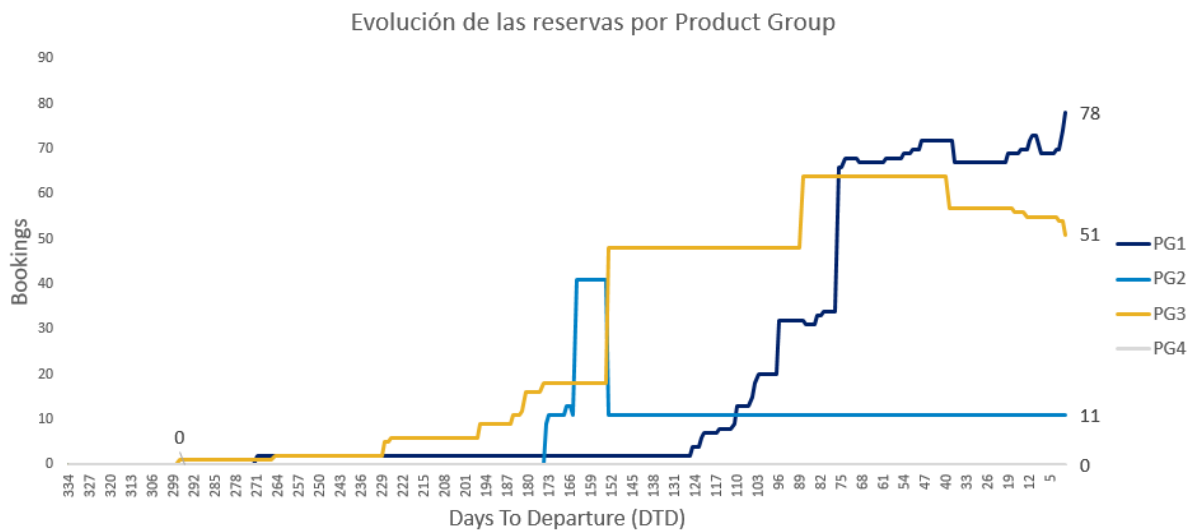
En la tabla 4 se observan los PG propuestos y las clases incluidas en cada uno. En todos los casos se trata de clases disponibles para la venta al público de asientos con un valor asignado. Los PG 1 y 2 están compuestos por las 6 clases de mayor disponibilidad al pago, mientras que el PG 3 contiene las clases de disponibilidad media y el PG 4 las clases promocionales, es decir las de menor precio de toda la estructura tarifaria.

Para un vuelo regular, cabe esperar que la mayor parte de la venta se concentre en los grupos intermedios (PG 2 y 3), mientras que un vuelo con baja demanda necesite de las tarifas promocionales del PG4 para poder llenarse. Por el contrario en un vuelo de alta demanda, como puede ser un vuelo de refuerzo, suelen utilizarse en menor medida los productos 3 y 4 y se utilizan mas las tarifas altas del PG1.

Product Group	RBDs	Descripción
PG1	Y - B - M	Mayor disponibilidad al pago
PG2	U - K - H	Disponibilidad al pago alta
PG3	L - Q - T - E	Disponibilidad al pago media
PG4	N - V - A - R	Disponibilidad al pago baja

**Tabla 4.** Conformación de Product Groups

Como resultado, en la Figura 6 puede observarse la demanda a nivel product group del vuelo ejemplo. Durante el resto de la tesis el nivel de agregación será product group, salvo que se especifique lo contrario.



**Figura 6.** Evolución de las reservas a nivel Product Group

Por otro lado, cuando trabajemos con demanda en vuelos de refuerzo, consideraremos únicamente los product groups 1, 2 y 3, ya que en estos vuelos no suelen venderse las clases promocionales del PG4 porque son de alta demanda.

## 4.2 Consideration set

Cuando se enfrenta una situación de exceso de demanda en un día específico o periodo específico por las razones expuestas en los capítulos anteriores, las aerolíneas re-optimizan su programación de vuelos para publicar nuevos vuelos de refuerzo. Si bien cada vuelo de refuerzo es único, por lo cual no tendría sentido igualarlo a un vuelo específico del pasado, el concepto de consideration set será de gran utilidad para encontrar una base de vuelos históricos sobre la cual poder estimar la demanda considerando que las condiciones generales de venta de dichos vuelos guardan similitudes con las actuales. Dichas condiciones generales pueden ser:

- Motivo del refuerzo: si el adicional de demanda se debe a un evento deportivo, o a un periodo vacacional/feriados/días no laborables.
- Similitud del producto a la venta: si estamos hablando de rutas asimilables por comportamiento, como lo pueden ser El Calafate y Ushuaia en el sur de nuestro país, o Salta e Iguazú en el norte.
- Estacionalidad: Similitud estacional entre el vuelo que se adiciona y eventos del pasado (por ejemplo, si el vuelo de refuerzo fue adicionado por un fin de semana largo en noviembre, se buscan fines de semana largos del pasado en meses con temporadas similares o iguales a noviembre, o la misma duración en días)

El consideration set, o conjunto de consideración, es un concepto nativo del campo del comportamiento del consumidor, que se refiere al conjunto de alternativas que un consumidor considera como viables antes de tomar una decisión de compra. Este concepto tiene sus raíces en la teoría del procesamiento de información y la toma de decisiones del consumidor, donde se reconoce que los individuos no evalúan todas las opciones disponibles de manera exhaustiva, sino que tienden a reducir su elección a un conjunto más manejable de alternativas.

En el contexto del revenue management, el consideration set se aplica a la selección de vuelos y RBDs que los clientes perciben como sustitutos entre sí. Estos vuelos pueden ser considerados como opciones igualmente atractivas en términos de horarios, precios, comodidades y otros atributos relevantes. Analizar el consideration set es fundamental para comprender cómo los clientes evalúan y eligen entre las distintas opciones de vuelo disponibles en un mercado dado.

### 4.2.1 Ejemplo: Refuerzo en agosto por temporada de nieve

Supongamos que nos encontramos en mayo de 2024 y queremos estimar la demanda primaria para un vuelo de refuerzo a agregar en agosto entre Buenos Aires y Chapelco, San Martín de los Andes. La temporada de ski tiene grandes perspectivas para agosto y la demanda se viene presentando superior a años anteriores, razón por la cual el departamento

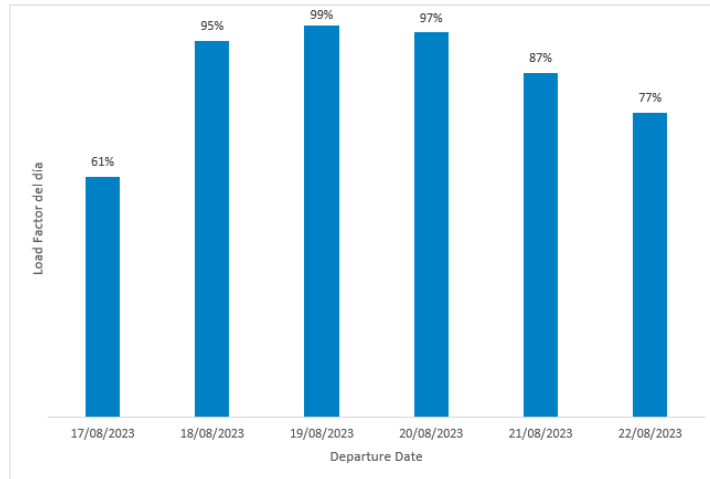
de Programación de Redes, luego de comprobar los recursos disponibles, decide agregar una frecuencia entre Aeroparque y Chapelco (AEP-CPC) el viernes 16 de agosto de 2024.



**Figura 7.** Calendario de agosto y sus respectivos feriados

Para construir un consideration set, se propone estudiar la oferta de la misma ruta en años anteriores. El refuerzo se agregará un fin de semana que tiene feriado un día sábado (17-ago-2024). Si observamos agosto 2023, el tercer fin de semana de agosto tuvo feriado en el día lunes, generando un atractivo extra. Igualmente, se propone un consideration set compuesto por los vuelos de 2023. Comencemos suponiendo que la zona de influencia del vuelo, es decir, el periodo susceptible a ser sobre-demandado por efectos del refuerzo es entre el jueves 17 de agosto de 2023 y martes 22 de agosto de 2023  $\pm$  1 día desde los extremos del fin de semana). Basándonos en la información histórica, observamos en la Figura 8 los factores de ocupación de los tramos que originan en Buenos Aires con destino Chapelco en dicho periodo. Chapelco en agosto es uno de los destinos turísticos por excelencia del circuito de nieve para la práctica de ski de la República Argentina, por lo tanto es normal observar que el tráfico en los fines de semana proviene de BUE (ciudad que congrega tanto el mayor hub doméstico en aeroparque como el mayor hub internacional del país en Ezeiza), es decir que los tramos BUE-CPC tienen alta demanda durante los primeros días del fin de semana y baja demanda sobre el final y viceversa para los tramos CPC-BUE, que sobre el final del fin de semana son muy demandados para devolver a los pasajeros a su origen y los primeros días tienen menor demanda. Tal es así que los días 18, 19 y 20 de agosto configuran los principales flujos BUE-CPC del feriado, con ocupaciones por encima del 90 %.





**Figura 8.** Load Factor de los vuelos BUE-CPC durante el periodo de observación de agosto 2023

Un primer consideration set podría ser entonces todos los vuelos que le permiten a los pasajeros que buscan pasar el fin de semana en Chapelco arribar a destino entre el 18 y el 20 de agosto. Los vuelos en cuestión son 14:

- 2 vuelos de refuerzo
  - 1930 del 18/8
  - 1930 del 19/8
- 12 vuelos regulares
  - 1670, 1672, 1674 y 1676 del 18/8
  - 1668, 1670, 1672 y 1674 del 19/8
  - 1668, 1670, 1672 y 1676 del 19/2

Luego de esta concepción general de vuelos asimilables, podrían generarse subconjuntos en función a distintos aspectos que podrían ser de preferencia por los consumidores. Por ejemplo:

- Aeropuerto de partida (EZE o AEP)
- Horario de partida (AM o PM)

Entonces, se pueden ir construyendo CS (consideration sets) mas pequeños con mayor grado de similitud entre las opciones de preferencia de los consumidores.

Los CS concentran de alguna manera la información histórica que creemos que puede ser relevante para estimar la demanda que tendrá el vuelo de refuerzo que vamos a publicar.

## 4.3 Estimación de la demanda

Hasta este punto hemos presentado las complejidades asociadas a tener que vender un vuelo en una cantidad de tiempo sensiblemente menor a la regular. Una vez definido el conjunto de vuelos históricos que creemos que podrían haber sido sustitutos del vuelo que estamos adicionando en la actualidad, es necesario estimar la demanda que tendrán en el presente los asientos adicionados. Para esto, nos vamos a apoyar en el método desarrollado en el paper *Estimating Primary Demand for Substitutable Products from Sales Transaction Data* publicado en informs por Gustavo Vulcano, Garrett van Ryzin y Richard Ratliff en 2012. [10]

El método propone la estimación de la demanda de sustitutos (substitute demand) y la demanda perdida (lost demand) cuando se dispone de series históricas de ventas y disponibilidad de productos, con algunos productos no están disponibles en todos los períodos (debido a agotamiento de existencias o controles de inventario), y el vendedor conoce su participación de mercado agregada (market share). El modelo combina un modelo de elección multinomial logit (MNL) con un modelo de Poisson no homogéneo de arribos durante varios períodos. La idea clave es considerar el problema en términos de demanda primaria (o de primera elección); es decir, la demanda que se hubiera observado si todos los productos hubieran estado disponibles en todos los períodos. Luego, se aplica el método de maximización de la esperanza (EM) a este modelo, tratando la demanda observada como una observación incompleta de la demanda primaria. Esto conduce a un procedimiento iterativo eficiente para estimar los parámetros del modelo.

El método de estimación de demanda primaria (a partir de ahora EPD) permite salvar dos sesgos difíciles de evitar cuando se hacen proyecciones con series de tiempo. Por un lado el sesgo de *spilled demand* asociado a la pérdida de demanda en la clase de preferencia del consumidor porque esta no se encuentra disponible (sesgo negativo) y por otro lado el sesgo de *recaptured demand*, que se da cuando se observa una demanda mayor a la intrínseca de un producto porque las clases sucesivas mas baratas (clases de preferencia del consumidor) no se encuentran disponibles y entonces se traslada la demanda (sesgo positivo o de sobre-demanda). La estimación de demanda a partir de series de tiempo donde la disponibilidad de productos es variable a lo largo del tiempo, se conoce como *demanda destruncada o unconstrained demand*.

### 4.3.1 Implementación del algoritmo EPD

#### Set up: consideration set

De cada uno de los vuelos que se seleccionaron como sustitutos posibles se procederá a calcular la demanda primaria. Dado que un mismo vuelo puede tener 14 tarifas distintas, vamos a utilizar el concepto de Product Group definido anteriormente. Cada uno de los

vuelos sobre los que estimaremos demanda primaria será considerado a nivel product group, es decir que cada consideration set estará conformado por 4 productos distintos por vuelo, del 1 al 4 en orden creciente de disponibilidad al pago.

Ilustremos esta situación con un ejemplo. Supongamos que un cliente debe tomar una decisión de compra entre dos opciones, el vuelo A con product group 1 disponible (A-PG1) y el vuelo B con product group 1 (B-PG1) disponible, es decir que ambos tienen el mismo precio de mercado. Dado que no hay diferencia de precio, y suponiendo que este es el criterio más fuerte de elección, supongamos que el cliente se decide por el vuelo A y luego de concretarse la reserva, se alcanza el autorizado del PG1 y pasa a disponibilizarse un PG2. Cuando un nuevo cliente se para en el lugar de decisión, debe decidir entre comprar A-PG2 o B-PG1. Y así sucesivamente hasta agotarse la capacidad o que se alcance la fecha de partida del vuelo.

Queda ilustrado en el ejemplo el nivel de desagregación con el que se trabajará la información. De la serie histórica de 360 días para cada conjunto vuelo-producto, se obtienen las ventas registradas y la disponibilidad para cada día.

El otro input importante de este algoritmo es el market share de la ruta, que actúa como parámetro para establecer una relación entre el volumen observado en las ventas y el mercado potencial existente.

En la Figura 17 se presenta un extracto del paper con el pseudocódigo para la estimación de demanda primaria. En el anexo final se encuentra el código desarrollado en R para el cálculo a partir de la estructura de datos disponible.

El algoritmo EPD arroja para cada combinación vuelo-producto la demanda primaria. A partir de esta es posible determinar la media de la demanda por producto y su desvío, dos parámetros clave para optimizar la protección de asientos.

## 4.4 Optimización de protecciones de asientos

Una vez obtenida la demanda por producto, el desafío del revenue management pasa por identificar los niveles de protección de cada producto a fin de maximizar los ingresos generados a lo largo de la vida del vuelo.

Para entender la dinámica de la protección de clases, supongamos que un vuelo se disponibiliza a la venta enteramente con el precio de su product group 4. En este caso la demanda sería mucho mayor a la oferta de asientos y el vuelo se llenaría mucho antes de su partida, sin tener asientos disponibles a la venta para los clientes de mayor disponibilidad al pago. El costo incurrido en este escenario es el de haber vendido asientos a un precio mucho menor al que hubiésemos podido venderlos mas adelante en el tiempo. En la industria este concepto se conoce como *sold too soon* y las pérdidas se cuantifican como la diferencia entre las tarifas por la cantidad de asientos que podrian haberse vendido a un mayor precio.

Cambiando de escenario, supongamos que el vuelo disponibiliza por completo el precio del product group 1. La demanda será mucho menor que la capacidad del vuelo y los ingresos finales serán bajos, con un factor de ocupación bajo y una tarifa media alta. El costo incurrido en este escenario es el de no haber vendido asientos por no darles una tarifa adecuada para los niveles que el mercado estaba dispuesto a comprar. Las pérdidas se cuantifican como el producto entre la cantidad de asientos remanentes por el precio de la tarifa que hubiese sido aceptada por el mercado. <sup>4</sup>

Teniendo los dos escenarios anteriores en mente, puede concluirse que la configuración que maximiza los ingresos estará en algún punto intermedio entre ambos extremos. En este capítulo se expone un método básico, pero ampliamente difundido en la industria para optimizar las protecciones de asientos.

### 4.4.1 Expected Marginal Seat Revenue (EMSR)

El modelo de protección de asientos EMSR, también conocido como *Expected Marginal Seat Revenue*, es una técnica para asignar protecciones a los asientos ofertados de un vuelo. Este modelo toma como input la demanda primaria, cuyo calculo fue desarrollado en el capítulo anterior.

Teniendo en cuenta que existen distintos niveles de precio con distintas demandas asociadas (parametrizadas con una media y un desvío) y que las clases superiores están asociadas a demandas menores a la capacidad del vuelo, esta técnica estudia cual es la cantidad óptima de asientos a proteger a partir de la regla de Littlewood, comparando la esperanza de ingresos de cada asiento en función de su precio. De esta manera se protegen asientos en la clase mas alta hasta que la esperanza de ingresos es mayor en la clase

---

<sup>4</sup>Estos conceptos están desarrollados con detalle en el material de clase de las asignaturas *Logística y Operaciones* y *Revenue and Pricing Analytics* del MiM+A

subsiguiente y así se van conformando los perfiles de protección de los asientos.

Existen dos variantes del modelo EMSR, la a y la b. En el EMSRa se comparan los ingresos marginales entre todos los productos disponibles. Por ejemplo, si un vuelo tiene 4 productos disponibles, comenzaremos estudiando el nivel de protección del producto 1, 2 y 3 contra el cuarto. Luego, se calcula la protección de los productos 1 y 2 contra el 3 y finalmente el producto 1 contra el 2. Este enfoque fue desplazado en la práctica por el EMSRb que disminuye la cantidad de comparaciones agrupando todas las clases superiores contra la menor clase disponible. Siguiendo el ejemplo de 4 productos, comenzamos comparando el ingreso marginal del producto 4 contra un producto sintético conformado por los parámetros de los productos 1, 2 y 3, que viene a representar la protección en su conjunto de esas tres clases. Luego se compara el producto 3 contra un producto sintético conformado por los productos 1 y 2 y finalmente el producto 1 contra el 2. Se dice que los resultados parciales de protección del método EMSRb conforma anillos de protección, a partir de los cuales pueden establecerse los límites de reservas de cada producto.

#### 4.4.2 Ejemplo: EMSRa y EMSRb

Para ilustrar ambos métodos, supongamos que hemos estudiado la demanda existente de la ruta Córdoba - Punta Cana (COR-PUJ), que cuenta con 4 tarifas distintas, numeradas en orden decreciente de precio. Se asume una función de distribución de probabilidad normal para la demanda de cada producto, parametrizada por su media y desvío estándar.

Product (j)	Fare (j)	Mu (j)	Sigma (j)
1	500	16.5	5.6
2	420	44.2	15.0
3	290	35.1	11.2
4	125	-	-

**Tabla 5.** Productos disponibles a la venta, con su tarifa al público y demanda

Una de las hipótesis del modelo EMSR es que la demanda de la clase inferior es infinita, por lo tanto no hace falta otorgarle parámetros de demanda.

#### EMSRa

En la variante mas primitiva del modelo EMSR, conocida como "a", los niveles de protección se calculan enfrentando a los productos entre sí, comenzando del más barato al más caro. De esta manera, se calculan en primera instancia las protecciones de los productos 1, 2 y 3 contra el producto 4 por separado, siguiendo la regla de Littlewood. Conceptual-

mente, tiene sentido aceptar reservas en la tarifa mas baja siempre y cuando la esperanza del ingreso de la clase alta sea menor.

Supongamos que queremos determinar el nivel óptimo de protección de la clase 3 cuando se la compara con la 4 (ver Figura 9).

El costo de no proteger un asiento en la clase alta está representado por la variable  $C_u$  (costo de stockout) y es igual a la diferencia de tarifas, mientras que el costo de proteger un asiento de mas y no venderlo está representado por la variable  $C_o$  (costo de sobresotckeo) y es igual al costo de oportunidad de un asiento y por lo tanto es igual a la tarifa mas baja (vamos a tomar como hipótesis que la demanda de la tarifa mas baja es infinita). Finalmente la cantidad óptima de asientos se obtiene aplicando la regla de optimalidad [11] que iguala las esperanzas de ambos costos:

$$C_o * Prob[D \leq Q] = C_u * Prob[D > Q]$$

$$Prob[D \leq Q] = \frac{C_u}{C_u + C_o}$$

Donde el término de la derecha se denomina fractil crítico. En el caso del ejemplo, la cantidad óptima de asientos a proteger es 37 entre estos productos y para estos niveles de demanda.

Protection Level Class 4 vs 3

Fare 4	125
Fare 3	290
Mu 3	35.1
Sigma 3	11.2
Fare_H	290
Fare_L	125
Cu	165
Co	125
f	0.57
Qopt	37.0
Q	37

**Figura 9.** Calculo de protección parcial entre 2 clases

Se realiza el mismo procedimiento enfrentando los productos 1 vs 4 y 2 vs 4 y así concluye la primera etapa del método, que nos brinda la cantidad de asientos a proteger de los productos 1, 2 y 3. Luego compararemos el producto 3 vs 1 y vs 2 y finalmente el 1 vs el 2, tal como se observa en la Tabla 6

Product (j)	Fare (j)	Mu (j)	Sigma (j)	Protection	Protection	Protection
				Levels 4,j	Levels 3,j	Levels 2,j
1	500	16.5	5.6	20	15	11
2	420	44.2	15.0	52	36	-
3	290	35.1	11.2	37	-	-
4	125	-	-	-	-	-
				109	51	11

**Tabla 6.** Cálculo de protecciones parciales y totales por el método EMSRa

Sumando la información individual de protección de cada producto, obtenemos los anillos de protección, que proponen proteger 11 asientos para la clase mas alta, 51 asientos para las clases 1 y 2 y 109 asientos para las clases 1,2 y 3. Suponiendo una capacidad de 150 asientos, los limites de venta de cada clase quedan:

Product	Booking Limits
1	150
2	139
3	99
4	41

**Tabla 7.** Output del modelo EMSRa: Límites aceptables de reservas por clase

### EMSRb

El EMSRb es una variante del método EMSR que surgió posteriormente y permite mitigar el riesgo de sobre-estimación de niveles de protección en las clases de tarifas, ya que EMSRa tiende a calcular los niveles de protección de manera independiente para cada clase, sin considerar la demanda acumulativa de las clases inferiores, lo que puede resultar en una protección excesiva. La variante "b", en vez de calcular protecciones comparando entre todos los productos disponibles, genera un producto sintético que representa todas las clases superiores para competir con la clase inferior. De esta manera la cantidad de operaciones se reduce a 1 por producto.

Protection Level Class 4 vs AVG 1-3

Fare 4	125
AVG Fare 1-3	386
AGG Mu 1-3	95.8
AGG Sigma 1-3	19.5
Fare_H	386
Fare_L	125
Cu	261
Co	125
f	0.68
Qopt	104.7
<b>Q</b>	<b>104</b>

**Figura 10.** Calculo de protección parcial entre la clase inferior y el sintético de las clases 1 a 3

Observemos la Figura 10. El producto sintético 1-3 adquiere sus parámetros promediando las tarifas de los productos involucrados (promedio ponderado por demanda), sumando las medias y calculando el desvío como la raíz de la suma de los desvíos al cuadrado <sup>5</sup>

$$AverageWeightedFare = \frac{F_1 * \mu_1 + F_2 * \mu_2 + F_3 * \mu_3}{\mu_1 + \mu_2 + \mu_3}$$

$$\mu_{aggregate} = \mu_1 + \mu_2 + \mu_3$$

$$\sigma_{aggregate} = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \sigma_3^2}$$

Luego se procede calculando el fractil crítico y la protección óptima de igual manera que en la variante a. Los resultados obtenidos se puede ver en la Tabla 8

Como puede observarse, no hay una diferencia sustancial entre ambos modelos en este caso, mas allá de una mayor protección para la tarifa 2, en detrimento de la tarifa 3. Los límites de venta de cada clase quedan:

Finalmente, la demanda de cada product group se divide de forma homogénea entre las clases que lo conforman.

---

<sup>5</sup>Teorema de propagación de errores



Product (j)	Fare (j)	Mu (j)	Sigma (j)	EMSRa Protection Levels	Weighted AVG Fare	Aggregate Mu	Aggregate Sigma	EMSRb Protection Levels	Delta EMSR b vs a
1	500	16.5	5.6	11	500	16.5	5.6	11	0%
2	420	44.2	15.0	51	442	60.7	16.0	54	6%
3	290	35.1	11.2	109	386	95.8	19.5	104	-5%
4	125	-	-	-	-	-	-	-	

**Tabla 8.** Cálculo de protecciones totales por el método EMSRb

Product	Booking Limits
1	150
2	139
3	96
4	46

**Tabla 9.** Output del modelo EMSRb: Límites aceptables de reservas por clase

## 5 Análisis de Resultados

En capítulos anteriores hemos desarrollado el problema que constituyen los vuelos extraordinarios a la hora de definir una estrategia de venta y luego distintas herramientas para obtener información sobre como vender este tipo de vuelos. Vamos a comenzar este capítulo presentando un caso real completo. Luego interpretaremos los resultados obtenidos y los compararemos con lo que se hace actualmente en la industria para cuantificar el valor agregado por esta tesis

### 5.1 Aplicación de la metodología a un caso específico: Feriado de carnavales entre Buenos Aires y El Calafate

Se presentarán los resultados obtenidos al aplicar la metodología descrita en el capítulo anterior a un caso específico de vuelo extraordinario: Exceso de demanda turístico. Los pasos a seguir son los siguientes:

- 1. Estudio de contexto y definición de consideration set
- 2. Obtención y pre-procesado de información histórica a nivel vuelo-clase
- 3. Cálculo de la demanda primaria de los pares vuelo-producto
- 4. Cálculo de la demanda del nuevo vuelo de refuerzo a partir del punto anterior
- 5. Estrategia de protección de clases para el nuevo vuelo de refuerzo

Supongamos que nos encontramos en enero de 2024 y queremos estimar la demanda primaria para un vuelo de refuerzo a agregar en vísperas de un fin de semana largo provocado por un feriado en la República Argentina, dentro de unos 40 días.

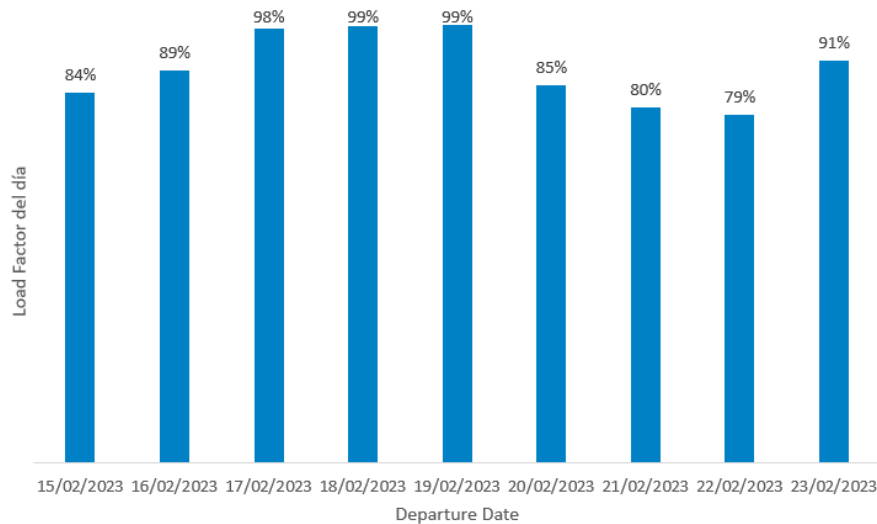
El 12 y 13 de febrero de 2024 son feriados de carnaval. El periodo comprendido entre el 8 y el 13 del mismo mes viene presentando una demanda por encima de la media en la ruta Buenos Aires - El Calafate, razón por la cual el departamento de Programación de Redes, luego de comprobar los recursos disponibles, decide agregar una frecuencia AEP-FTE el viernes 9 de febrero.



**Figura 11.** Feriado de carnales en 2023 (izq.) y 2024 (derecha)

Se construye un consideration set estudiando la oferta del feriado por carnales del año 2023 (periodo asimilable) Comencemos suponiendo que la zona de influencia del feriado, es decir, el periodo susceptible a ser sobre-demandado es entre el jueves 16 y el martes 22 de febrero de 2023 +/- 1 día desde los extremos del feriado)

Basándonos en la información histórica, observamos en la Figura 12 los factores de ocupación de los tramos que originan en Buenos Aires con destino El Calafate (de ahora en mas BUE-FTE) en dicho periodo. Dado que El Calafate es uno de los destinos turísticos por excelencia de la República Argentina, es normal observar que el tráfico en los fines de semana largo proviene de BUE. Se observa en los días 17, 18 y 19 de febrero configuran los principales flujos de "idas" del feriado, con ocupaciones de prácticamente del 100%.



**Figura 12.** Load Factor de los vuelos BUE-FTE durante el feriado de carnavales

Definimos un primer consideration set conformado por todos los vuelos que le permiten a los pasajeros que buscan pasar el fin de semana en El Calafate arribar a destino entre el 17 y el 19 de febrero. Los vuelos en cuestión son 18:

- 3 vuelos de refuerzo
  - 1938 del 17/2
  - 1922 del 18/2
  - 1920 del 19/2
- 15 vuelos regulares
  - 1698, 1860, 1862, 1866 y 1874 del 17/2
  - 1852, 1860, 1862, 1866, 1876 y 1878 del 18/2
  - 1698, 1862, 1866 y 1870 del 19/2

De acuerdo con lo definido en el primer capítulo, existen cuatro product groups para abarcar todas las tarifas a la venta del público. De esos cuatro, tomaremos los product groups 1, 2 y 3 para este ejemplo, dado que el product group 4 no registra ventas en la mayoría de los vuelos, porque se trata de vuelos de alta demanda. El consideration set estará conformado por 54 pares vuelo-producto distintos. (18 vuelos y 3 productos por vuelo).

### Estimación de demanda

Para realizar la estimación de demanda, se obtienen los datos históricos de ventas por día y disponibilidad de cada vuelo y producto del consideration set. El algoritmo EPD calcula la demanda por producto de cada vuelo recorriendo los siguientes pasos:

Leg	Departure Date	Flight Number	Final Bookings	Capacidad	Days to Sale	Condición	Load Factor	Indicadores generales									
AEPFTE	17/2/2023	1698	168	170	334	Regular	99%	# vuelos	18								
		1860	164	170	334	Regular	96%										
		1866	173	170	241	Regular	102%										
	18/2/2023	1874	163	170	172	Regular	96%			Load Factor promedio	98%						
		1938	94	96	28	Refuerzo	98%										
		1852	170	170	173	Regular	100%										
	19/2/2023	1860	169	170	334	Regular	99%					Capacidad Total	2,967				
		1866	170	170	173	Regular	100%										
		1876	124	128	173	Regular	97%										
	17/2/2023	1922	87	96	40	Refuerzo	91%							Reservas Totales	2,914		
		1862	165	170	334	Regular	97%										
		1866	169	170	186	Regular	99%										
	18/2/2023	1870	167	170	186	Regular	98%									EZEFTTE	17/2/2023
		1920	169	170	47	Refuerzo	99%										
		1862	167	170	172	Regular	98%										
19/2/2023	1862	167	170	106	Regular	98%	18/2/2023	1862									
	1878	258	267	173	Regular	97%											
	1698	170	170	174	Regular	100%											

**Tabla 10.** Resumen e indicadores generales de los vuelos que conforman el consideration set.

- **DATA EXTRACT.** Se consulta la data histórica de la base de datos.
- **DATA MANAGEMENT.** Se construyen los product groups agrupando clases y luego los pares vuelo-producto tomando los vuelos que conforman el consideration set en cuestión.
- **EPD SOLVER.** El algoritmo ingesta las tablas de ventas acumuladas y de disponibilidad de los productos para cada día de venta. De la primera tabla se obtienen las ventas parciales por día calculando la diferencia de los absolutos entre periodos y se define el market share de la ruta. El algoritmo calcula la demanda de cada par vuelo-producto siguiendo la metodología descrita en la Figura 17.

Teniendo en cuenta que se trata de un método iterativo, se define un criterio de corte para finalizar los ciclos de cálculo. En este caso se definió el corte de la iteración para cuando la media del error cuadrático (MSE) es menor a 1 <sup>6</sup>

- **OUTPUT.** Para cada par vuelo-producto se obtiene la demanda primaria a lo largo del periodo de venta del vuelo. Dicha demanda se suma hasta obtener un único valor.

En este caso, al cabo de 97 iteraciones, se obtienen las demandas primarias de la Tabla 11.

<sup>6</sup>El MSE es una métrica que mide la calidad del ajuste del modelo, calculando el promedio de los cuadrados de los errores entre los valores predichos y los valores reales. Un MSE menor a 1 indica que, en promedio, los errores de predicción del modelo son pequeños, reflejando un alto grado de precisión. Además, al detener las iteraciones en este umbral se evita el uso innecesario de recursos computacionales, permitiendo un balance entre precisión y eficiencia.

Demanda por producto							
Departure Date	Flight Number	Equip	Seats	PG 1	PG 2	PG 3	Total por vuelo
2023-2-17	1698	737-800	162	25	77	726	828
	1860	737-800	162	26	75	304	405
	1862	737-800	162	26	271	522	819
	1866	737-800	162	18	112	85	215
	1874	737-800	162	29	135	201	365
	1938	E-190	88	74	56	421	551
2023-2-18	1852	737-800	162	16	177	290	483
	1860	737-800	162	27	356	268	651
	1862	737-800	162	30	428	686	1,144
	1866	737-800	162	16	121	321	458
	1876	737-700	120	23	432	767	1,222
	1922	E-190	88	40	63	200	303
2023-2-19	1878	330-300	243	45	244	139	428
	1698	737-800	162	23	345	454	822
	1862	737-800	162	19	182	280	481
	1866	737-800	162	41	104	391	536
	1870	737-800	162	31	357	434	822
	1920	737-800	162	54	174	1,090	1,318
<b>Total por producto</b>				<b>563</b>	<b>3,709</b>	<b>7,579</b>	<b>11,851</b>

**Tabla 11.** Resultado de la estimación de demanda primaria con el algoritmo EPD. Se obtiene la demanda para cada par vuelo-product group.

### Protección de clases

En este punto, termina el análisis sobre información histórica y se define la estrategia de venta del nuevo vuelo, basándonos en las demandas obtenidas. Asumiendo que la función de distribución de probabilidad de la demanda es normal, se calcula para cada product group la media y el desvío estándar de la demanda, tal como se observa en la Tabla 12. La demanda de cada producto del nuevo vuelo de refuerzo estará parametrizada por una media y un desvío iguales a los obtenidos en el punto anterior por todos los vuelos del consideration set.

KPI	PG1	PG2	PG3
Media	31.3	206.1	421.1
Desvío	14.9	128.6	256.3
sd/mu	47%	62%	61%

**Tabla 12.** Media y desvío estándar de la demanda de cada producto.

Tengamos en cuenta el precio de venta de cada producto de la ruta BUE-FTE como se muestra en la Tabla 13.

RBD	Tarifa (USD)	Product Group	Tarifa (USD)
Y	255		
B	213	PG1	215
M	177		
U	148		
K	125	PG2	126
H	106		
L	90		
Q	76		
T	66	PG3	72
E	57		
N	49		
V	42		
A	31	PG4	35
R	20		

**Tabla 13.** Estructura Tarifaria de la ruta BUE-FTE, desagregada por clase y product group.

Con esta información, es posible calcular las protecciones con el método EMSRb (Tabla 14). Los niveles de protección son acumulados, es decir que el nivel de protección del primer anillo (product group 1) indica que hay que reservar 27 lugares para estas tarifas. Luego el segundo anillo (product group 1 + 2) indica que hay que reservar 230 lugares para las tarifas de los grupos 1 y 2, por ende 27 serán para el PG1 y 203 para el PG2. Y así sucesivamente.

Luego, si el equipo seleccionado para el vuelo de refuerzo tiene unos 96 asientos (Configuración correspondiente al equipo Embraer E-190), se protegen 27 para el grupo 1 y 69 para el grupo 2.

Product	Fare	Mu	Sigma	Weighted average Fare	Aggregate Mu	Aggregate Sigma	EMSRb Protection Levels
PG1	215	31.3	14.9	-	-	-	<b>27</b>
PG2	126	206.1	128.6	138	237.3	129.5	<b>230</b>
PG3	72	421.1	256.3	96	658.4	287.2	<b>753</b>
PG4	35	-	-	-	-	-	-

**Tabla 14.** Protecciones obtenidas por el método EMSRb a partir de la demanda y los precios de los distintos product groups.

Finalmente, se desagregan los product group suponiendo que la demanda se reparte de manera equitativa entre las clases que lo conforman, obteniendo la siguiente recomendación de negocio:

Equip Capacity		96					
Product	EMSRb Protection Levels	Partial Protections	Capped Protections	Booking Limits	AUTH	Classmix por PG	
PG1	27	27	27	96	100%	28%	
PG2	230	203	96	69	72%	72%	
PG3	753	523	0	0	0%	0%	
PG4	-	0	0	0	0%	0%	

Product	Class	Protections	Capped Protections	Protections ac	Booking Limits	AUTH	Classmix por clase
PG1	Y	9	9	9	96	100%	9%
PG1	B	9	9	18	87	91%	9%
PG1	M	9	9	27	78	81%	9%
PG2	U	23	23	50	69	72%	24%
PG2	K	23	23	73	46	48%	24%
PG2	H	23	23	96	23	24%	24%
PG3	L	0	0	96	0	0%	0%
PG3	Q	0	0	96	0	0%	0%
PG3	T	0	0	96	0	0%	0%
PG3	E	0	0	96	0	0%	0%
PG4	N	0	0	96	0	0%	0%
PG4	V	0	0	96	0	0%	0%
PG4	A	0	0	96	0	0%	0%
PG4	R	0	0	96	0	0%	0%

**Tabla 15.** Recomendación final de venta.

## 5.2 Interpretación de los resultados obtenidos

El primer resultado que llama la atención es la existencia de productos con una demanda primaria muy alta (por lo general el PG 3). Esto podría estar influido por la dinámica

con la que se almacenan los datos y ciertos comportamientos en la carga de reservas. Las cargas de grupos por ejemplo se realizan en conjunto, por lo tanto le inyectan al vuelo un salto discreto en el acumulado de reservas que se traduce en una demanda muy alta para el algoritmo de estimación. Además, si bien existen clases específicas de grupos, muchas veces estos se cargan en clases regulares por diferentes restricciones comerciales (incluso se cargan en clases que no están disponibles a la venta, lo que genera un falso cambio de en la disponibilidad de productos)

### 5.3 Ajustes al modelo

#### 5.3.1 Corrección MSC (Método de suavizado de curvas)

El método de estimación de demanda EPD contempla para cada periodo las ventas de cada producto y su disponibilidad. Es recurrente encontrar en la información histórica de vuelos, cargas de grupos de reservas que pueden generar efectos de sobre estimación de demanda. Como se observa en la Figura 13, el PG3 tiene 2 marcados de carga de grupos, en el DTD 185 pasando de 9 a 35 reservas y luego de 35 a 65 reservas. El algoritmo EPD solo considera las reservas positivas, por lo tanto al observar una subida tan grande predice mucha demanda para el producto.

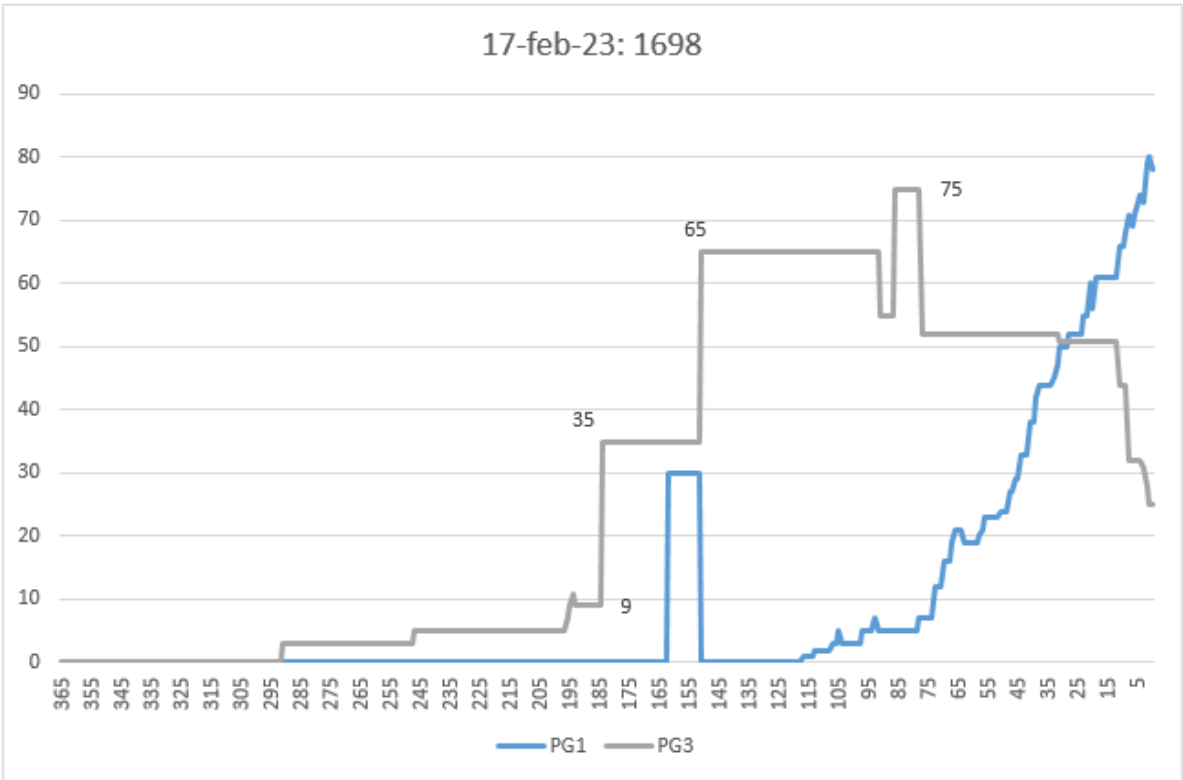


Figura 13. Vuelo con cargas en grupo

Observar la diferencia entre una entrada de reservas orgánica como la del PG1, donde



el avance es escalonado, no exento de caídas de reservas (es un comportamiento natural en la curva de llenado de los vuelos), pero con crecimientos graduales.

Otra situación conflictiva es la que se observa entre los DTD 163 y 149 del PG1. Las reservas pasan de 0 a 30, se mantienen por 14 días y luego vuelven a bajar a 0. Dado que el algoritmo solo contempla reservas positivas, se nutre del aumento en las reservas para estimar, pero pierde la información de pérdida de reservas, lo que redundará en más sobre-estimación de la demanda.

En la búsqueda de resolver estos problemas de estimación, se plantea un método de suavizado de curvas basado en dos aspectos generales:

1. Eliminación de montañas y valles. En caso de encontrar situaciones de montaña como la de la Figura 13, donde se carga un grupo que luego se cae, se procede a eliminar el excedente, dejando en su lugar una constante. Mismo caso aplica para los valles (periodos bruscos con depresión en el acumulado de reservas y posterior recuperación).

2. Suavizado de grupos. Frente a saltos discretos altos en la entrada de reservas en un único periodo, se distribuirá la misma en los 10 días anteriores, a fines de suavizar la curva y evitar el efecto de sobre-estimación

Estas prácticas se realizarán a priori en aquellos vuelos con una demanda primaria mayor a 5 veces su capacidad.

### 5.3.2 Aplicación del método MSC al ejemplo

Tomando el ejemplo de carnavales en FTE, observemos en la Tabla 16 cuales son los vuelos sujetos a realizar un suavizado, según el criterio de demanda total por encima de 5 veces la capacidad del vuelo:

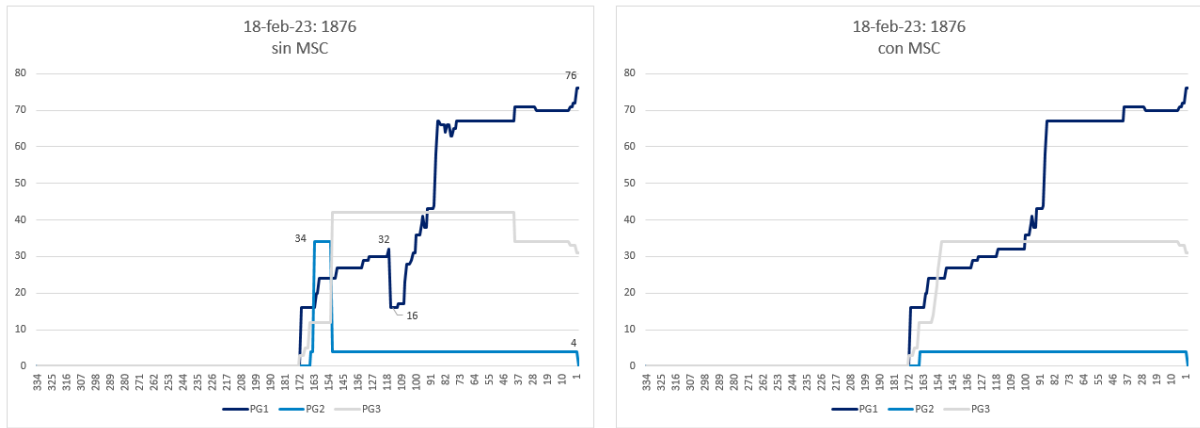
Demanda por producto								
Departure Date	Flight Number	Equip	Seats	PG 1	PG 2	PG 3	Total por vuelo	Umbral de MSC
2023-2-17	1698	737-800	162	25	77	726	828	810
	1860	737-800	162	26	75	304	405	810
	1862	737-800	162	26	271	522	819	810
	1866	737-800	162	18	112	85	215	810
	1874	737-800	162	29	135	201	365	810
	1938	E-190	88	74	56	421	551	440
2023-2-18	1852	737-800	162	16	177	290	483	810
	1860	737-800	162	27	356	268	651	810
	1862	737-800	162	30	428	686	1,144	810
	1866	737-800	162	16	121	321	458	810
	1876	737-700	120	23	432	767	1,222	600
	1922	E-190	88	40	63	200	303	440
2023-2-19	1878	330-300	243	45	244	139	428	1,215
	1698	737-800	162	23	345	454	822	810
	1862	737-800	162	19	182	280	481	810
	1866	737-800	162	41	104	391	536	810
	1870	737-800	162	31	357	434	822	810
	1920	737-800	162	54	174	1,090	1,318	810
Total por producto				563	3,709	7,579	11,851	

**Tabla 16.** Output del algoritmo EPD sin ningún suavizado. En amarillo los vuelos con una demanda mayor a 5 veces su capacidad.

Los vuelos 1698 y 1862 del 17-feb; 1862 y 1876 del 18-feb y los 1698, 1870 y 1920 del 19-feb, son sobre los que realizaremos el suavizado. Sigamos un caso en detalle para ilustrar los efectos del suavizado

### Suavizado del 1876 del 18 de febrero

Observemos la distribución de reservas del vuelo en cuestión y su posterior suavizado:



**Figura 14.** Ventas por producto del 1876 del 18-feb

Se quitó el valle de reservas en el PG1 y la montaña del PG2, además de suavizar la curva del PG3.

Con el mismo criterio, se suavizaron los otros 8 vuelos involucrados.

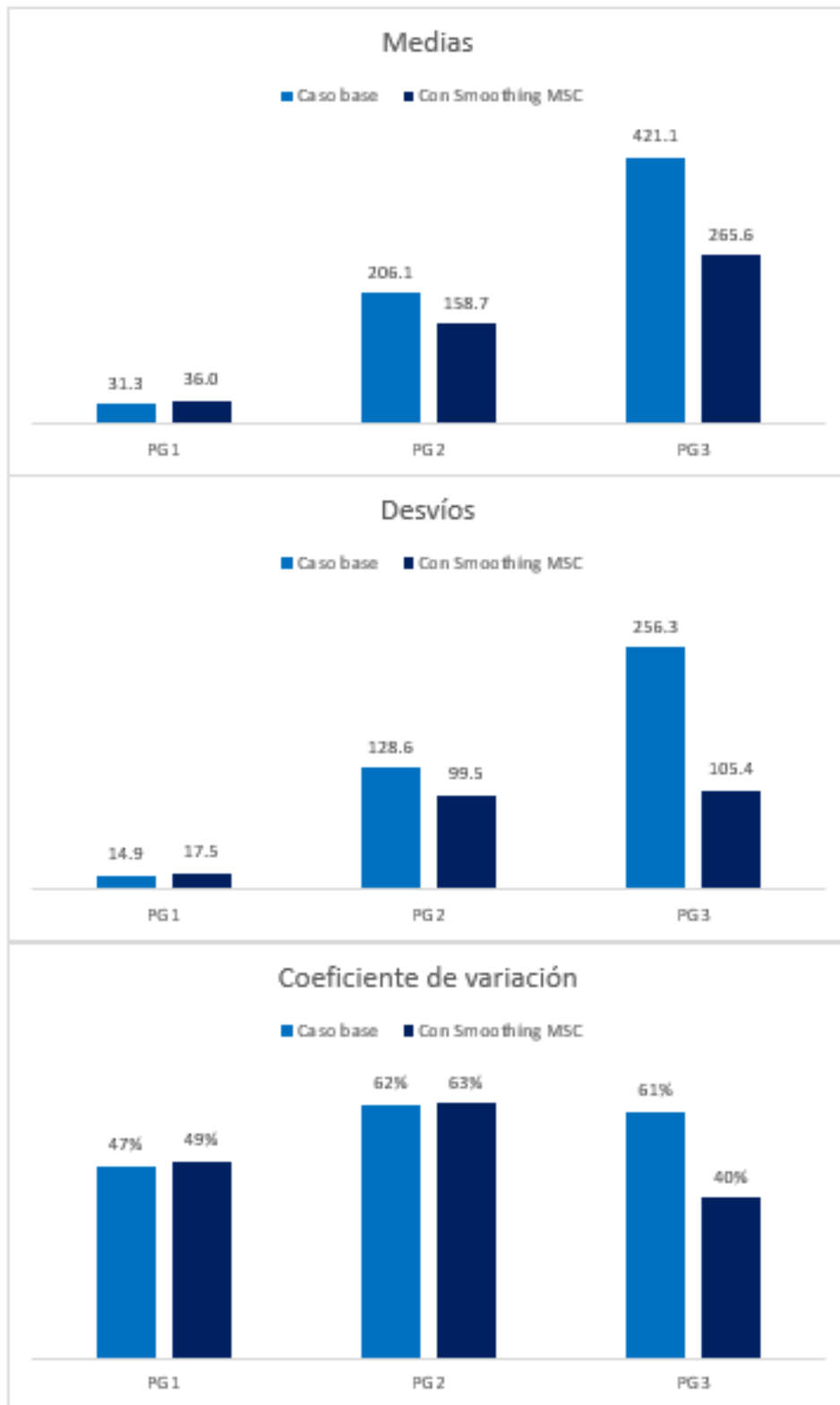
## Resultados

Luego de realizar el suavizado por el método MSC, se observa una drástica reducción de la demanda total de los vuelos, pasando de 11.851 a 8.284 pasajeros (-30%). Desde el punto de vista de la oferta el último número tiene mucho mas sentido, dado que la oferta del consideration set es de 2.807 asientos

Demanda por producto									Demanda por producto (con suavizado MSC)							
Departure Date	Flight Number	Equip	Seats	PG 1	PG 2	PG 3	Total por vuelo	Umbral de MSC	Departure Date	Flight Number	PG 1	PG 2	PG 3	Total por vuelo	Umbral de MSC	
2023-2-17	1698	737-800	162	25	77	726	828	810	2023-2-17	1698	30	55	336	421	810	
	1860	737-800	162	26	75	304	405	810		1860	30	98	350	478	810	
	1862	737-800	162	26	271	522	819	810		1862	30	149	154	333	810	
	1866	737-800	162	18	112	85	215	810		1866	21	142	104	267	810	
	1874	737-800	162	29	135	201	365	810		1874	33	176	278	487	810	
1938	E-190	88	74	56	421	551	440	1938	86	58	394	538	440			
2023-2-18	1852	737-800	162	16	177	290	483	810	2023-2-18	1852	19	231	373	623	810	
	1860	737-800	162	27	356	268	651	810		1860	31	262	194	487	810	
	1862	737-800	162	30	428	686	1,144	810		1862	30	161	363	554	810	
	1866	737-800	162	16	121	321	458	810		1866	18	189	426	633	810	
	1876	737-700	120	23	432	767	1,222	600		1876	29	42	416	487	600	
1922	E-190	88	40	63	200	303	440	1922	50	77	247	374	440			
1878	330-300	243	45	244	139	428	1,215	1878	54	334	183	571	1,215			
2023-2-19	1698	737-800	162	23	345	454	822	810	2023-2-19	1698	25	383	269	677	810	
	1862	737-800	162	19	182	280	481	810		1862	21	240	225	486	810	
	1866	737-800	162	41	104	391	536	810		1866	47	91	140	278	810	
	1870	737-800	162	31	357	434	822	810		1870	33	119	193	345	810	
	1920	737-800	162	54	174	1,090	1,318	810		1920	61	49	135	245	810	
Total por producto				563	3,709	7,579	11,851		Total por producto				648	2,856	4,780	8,284

**Tabla 17.** Resultados de demanda con el modelo de Smoothing.

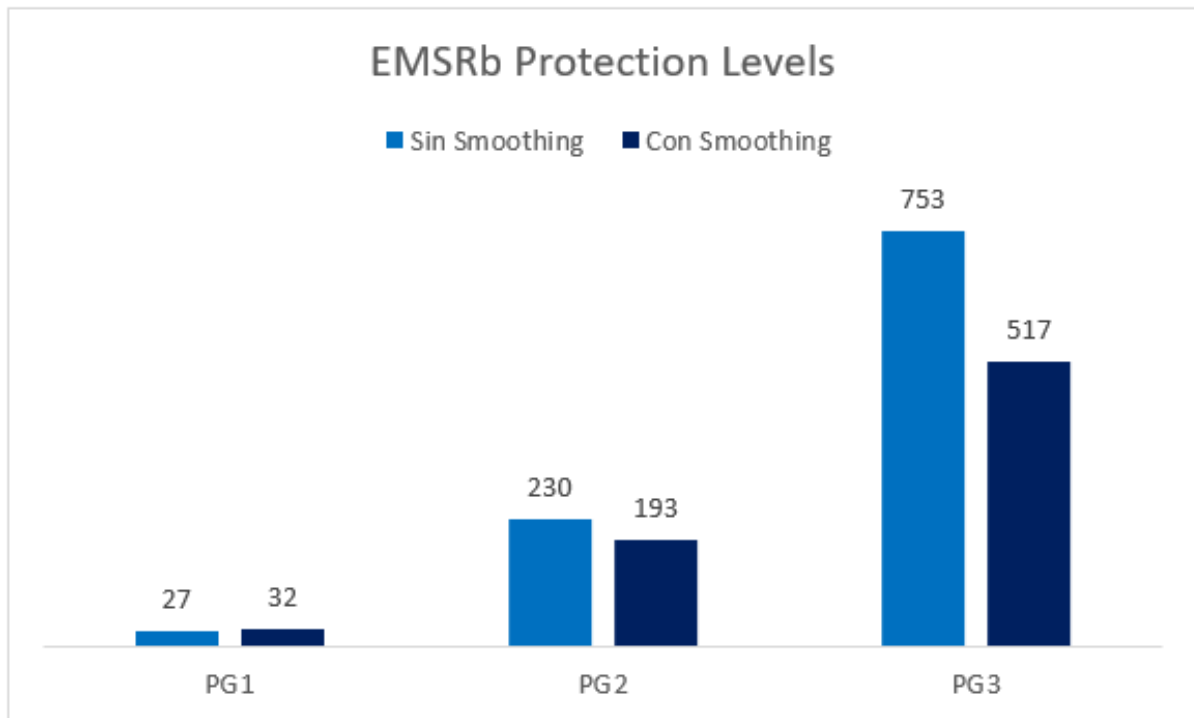
En términos nominales, tanto la media de la demanda de la muestra como los desvíos adquieren un valor mucho mas razonable, mientras que el coeficiente de variación se mantiene prácticamente constante, tal como se observa en la Figura 15.



**Figura 15.** Variaciones en la media y desvíos de la muestra con el método MSC

Finalmente, para el método EMSRb de protección de clases, observamos un 15 % mas de protección en el PG1 y una caída del 23 % y 37 % en los PG2 y PG3 respectivamente, lo cual tiene sentido teniendo en cuenta que la demanda primaria se redujo a la mitad

luego de la aplicación de este método.



**Figura 16.** Niveles de protección de clases con y sin suavizado

#### 5.4 Comparación de la metodología contra los vuelos reales

Comparemos la venta de los tres vuelos de refuerzo adicionados dentro del consideration set con el output de nuestro modelo de cálculo. Con y sin el método de suavizado MSC.

Tal como se observa en la Tabla 18, los tres refuerzos son vendidos desde la clase November [”N”] (49 USD) y conforme su demanda fue aumentando, las clases se fueron cerrando, aumentando el precio. Incluso, el hecho de encontrar poco porcentaje vendido en las clases medias (L - H y K) demuestra que posiblemente este vuelo tuvo una corrección de estrategia, cambiando una protección mas laxa (clases mas bajas) por protecciones mas fuertes (mayor proporción destinada a las clases mas caras). Finalmente, el porcentaje vendido en las clases superiores es muy bueno, en todos los casos superando el 30 % vendido en las clases Y-B-M.

Por otro lado, vemos el class-mix propuesto por el modelo de la presente tesis, donde la clase inicial de venta es una Hotel [”H”] (106 USD), mas del doble del precio de venta de los vuelos reales, lo cual refleja el nivel de demanda esperado para estos vuelos y a su vez, observada la alta demanda de las clases superiores, protege al rededor del 10 % para cada una de las RBDs Y-B-M. Se calcula el factor de ocupación del refuerzo a adicionar como el promedio de los factores de ocupación de los refuerzos volados, igual al 96 %. Finalmente contra una tarifa promedio vendida de 140 USD y su ingreso equivalente de 12.900 USD, el método propuesto arroja una tarifa de 151 USD, con ingresos por 13.944

USD (un 8 % superiores) y la variante con suavizado MSC arroja 156 USD de TM, con ingresos por 14.370 USD (un 11 % superiores) por vuelo.

Classmix por vuelo				Classmix x modelo		ESTRUCTURA TARIFARIA (USD)
RBD	1920	1922	1938	Básico	MSC	
Y	12%	13%	11%	9.4%	11.1%	255
B	12%	26%	16%	9.4%	11.1%	213
M	17%	5%	21%	9.4%	11.1%	177
U	8%	12%	3%	24.0%	22.2%	148
K	1%	0%	4%	24.0%	22.2%	125
H	6%	0%	0%	24.0%	22.2%	106
L	0%	5%	6%	0%	0%	90
Q	14%	16%	11%	0%	0%	76
T	14%	14%	13%	0%	0%	66
E	9%	6%	10%	0%	0%	57
N	6%	3%	5%	0%	0%	49
V	0%	0%	0%	0%	0%	42
A	0%	0%	0%	0%	0%	31
R	0%	0%	0%	0%	0%	20
TM	135	146	140	151	156	
LF	98%	91%	99%	96%	96%	
Seats	96	96	96	96	96	
Revenue	12,699	12,733	13,292	13,944	14,370	
Delta Rev				8%	11%	

**Tabla 18.** Classmix vendido de los refuerzos durante el periodo analizado y el classmix propuesto por la presente tesis.

### Refuerzo en carnaval 2024

A modo ilustrativo, se presenta uno de los vuelos reales programados durante el feriado de carnavales de febrero 2024, a fin de comparar la venta actual de este refuerzo contra la propuesta por el modelo.

RBD	Classmix x modelo		Classmix vuelo real (2024)	ESTRUCTURA TARIFARIA (USD)
	Básico	MSC	AR 1972	
Y	9.4%	11.1%	20%	255
B	9.4%	11.1%	5%	213
M	9.4%	11.1%	6%	177
U	24.0%	22.2%	10%	148
K	24.0%	22.2%	15%	125
H	24.0%	22.2%	10%	106
L	0%	0%	0%	90
Q	0%	0%	0%	76
T	0%	0%	10%	66
E	0%	0%	10%	57
N	0%	0%	10%	49
V	0%	0%	4%	42
A	0%	0%	0%	31
R	0%	0%	0%	20
TM	151	156	135	
LF	96%	96%	95%	
Seats	96	96	96	
Revenue	13,944	14,370	12,338	
Delta Rev	8%	11%		

**Tabla 19.** Classmix vendido del vuelo real (2024) y el Classmix propuesto por la presente tesis.

Observemos en la Tabla 19 cómo el vuelo 1972 sufre del mismo problema que sus pares durante el mismo feriado del año anterior. Una apertura en la clase November, que resulta estar por debajo de las expectativas de demanda del vuelo, que rápidamente cierra clases hasta vender un 20% en la clase mas alta (tengamos en cuenta que un vuelo promedio vende un 3% de sus reservas en esta clase). Finalmente se obtiene una TM de 136 USD, con ingresos por 12.338 USD. Un 8% por debajo del modelo básico y un 11% por debajo del modelo MSC.

## 6 Conclusiones

Del estudio realizado, se desprenden las siguientes conclusiones:

- El presente trabajo constituye una herramienta de fácil implementación y rápida ejecución cuya contribución, basada en evidencia, brinda una recomendación de negocio para constatar con la experiencia y criterio del analista.
- La metodología desarrollada en el presente trabajo es de una complejidad mucho menor a la existente para el cálculo de estrategias de venta de vuelos regulares, lo que le permite al analista tener un control mayor sobre las limitaciones y los procesos que acontecen en cada paso del cálculo.
- Las buenas prácticas en el registro de la información potencian la calidad de los resultados. Cuanto mejor se almacenen los datos es menos necesario realizar técnicas como las de suavizado descritas en el análisis de sensibilidad.
- Las condiciones macro-económicas cambiantes representan una dificultad extra porque generan distorsiones en los datos. Una determinada clase hace 330 días no representaba lo mismo para un consumidor que la misma clase hoy. Los desfases en las estructuras tarifarias producto de la volatilidad del dólar y la inflación en el mercado doméstico generan distorsiones en la percepción de los consumidores y no logra capturarse el costo que le genera al consumidor la compra de cada clase. Por dar un ejemplo, en el caso de El Calafate estamos utilizando una serie donde hubo alta brecha cambiaria (2023) contra una situación totalmente distinta hoy (2024), con una brecha mucho menor. Es de esperar que el presente estudio funcione mejor en mercados mas estables, y por ende pueda aplicarse en redes de largo alcance, como lo son Europa, USA y regionalmente en LATAM.

### 6.1 Limitaciones del estudio, alcance y recomendaciones para futuras investigaciones

Las principales limitaciones del estudio son las hipótesis que se fueron tomando en cada caso para avanzar con los cálculos. Algunas de ellas son la distribución de demanda de manera uniforme entre todas las clases durante la optimización, el asumir que la función de probabilidad de la demanda es una normal o que la demanda de la clase mas baja es infinita. Como puntos de partida para estudios futuros, se sugieren las siguientes propuestas:

- Investigar distintos modelos de clustering para armar los consideration sets a partir de parámetros de similitud entre el contexto del vuelo a adicionar y la base de datos histórica.



- Investigar distintos modelos predictivos para estimar el load factor de salida del vuelo de refuerzo y de esa manera mejorar la comparación entre los vendidos históricos y el modelo de esta tesis.
- Estudiar con mayor profundidad el concepto de competencia de vuelos regulares contra extraordinarios desarrollado en el capítulo 3. Comparar la clase mas baja recomendada para el vuelo extraordinario a agregar con las clases disponibles en los vuelos regulares de ese día para estimar el impacto que tendrá y en caso de ser muy negativo, restringir la menor clase a disponibilizar. Incluso se podría dar un feedback al equipo que se encarga de tomar la decisión de agregar los vuelos extraordinarios para validar la propuesta.
- El presente trabajo otorga una herramienta basada en datos para ayudar en la toma de decisiones al equipo de Revenue Management, pero además, gracias a la estimación de ingresos que se puede hacer en función a la estrategia de venta adoptada, puede servir como input para el departamento de planificación de vuelos. Recordemos que este último observa la demanda, verifica las restricciones operativas y en caso de ser posible agrega el vuelo de refuerzo. Contar con la presente herramienta puede ser de utilidad para tomar la decisión de agregar o no el vuelo de refuerzo en función de la rentabilidad que espera la empresa del mismo.

## Referencias

- [1] Cross, R. (1997) Revenue Management: Hard- Core Tactics for Market Domination. New York, NY: Broadway Books.
- [2] Kalyan T. Talluri and Garrett J. van Ryzin (2005). The Theory and Practice of Revenue Management. [https://books.google.com.ar/books?id=u7hcyBra0CwC&printsec=frontcover&source=gbs\\_ViewAPI&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.ar/books?id=u7hcyBra0CwC&printsec=frontcover&source=gbs_ViewAPI&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- [3] Phillips, R. (2005). Pricing and Revenue Optimization. Stanford University Press. [http://books.google.ie/books?id=Xi17Xx9rD9wC&pg=PT3&dq=0-8047-4698-2&hl=&cd=1&source=gbs\\_api](http://books.google.ie/books?id=Xi17Xx9rD9wC&pg=PT3&dq=0-8047-4698-2&hl=&cd=1&source=gbs_api)
- [4] Sabre GLOBL Inc. (2024). Revenue Optimizer Concepts.
- [5] Sabre GLOBL Inc. (2024). Revenue Optimizer Demand Forecasting.
- [6] Sabre GLOBL Inc. (2024). Revenue Optimizer Optimization.
- [7] Sabre GLOBL Inc. (2024). Revenue Optimizer System Architecture.
- [8] Doganis, R. (2019). Flying Off Course. Routledge. [http://books.google.ie/books?id=EfiCDwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=9780415447379&hl=&cd=1&source=gbs\\_api](http://books.google.ie/books?id=EfiCDwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=9780415447379&hl=&cd=1&source=gbs_api)
- [9] Sabre GLOBL Inc. (2012). Introduction to Revenue Management.
- [10] Vulcano, G., Van Ryzin, G., & Ratliff, R. (2012). Estimating Primary Demand for Substitutable Products from Sales Transaction Data. Operations Research, 60(2), 313–334. <https://doi.org/10.1287/opre.1110.1012>
- [11] Belobaba, Peter P. (1992). Optimal vs. Heuristic Methods for nested seat allocation, MIT Flight Transportation Laboratory. Cambridge, 02139.

## 7 Archivos Adjuntos

- Adjunto 1: Data Extract (xls file)
- Adjunto 2: Consideration Set (xls file)
- Adjunto 3: EPD Solver Code (R File)
- Adjunto 4: Output EPD (xls file)
- Adjunto 5: EMSRb (xls file)

**3.5.3. Summary of the EM Algorithm.** We next summarize the EM algorithm for estimating primary demand using pseudocode.

**EM Algorithm for Estimating Primary Demand**

[*Initialization*]: Given a market participation  $s$ , let  $r := (1 - s)/s$ . For all product  $j$  and periods  $t$ , set  $X_{jt} := z_{jt}$ , with  $X_{jt} := 0$  if  $j \notin S_t$ . Then, initialize variables  $N_0, N_1, \dots, N_n$ , as follows:

$$N_j := \sum_{t=1}^T X_{jt}, \quad j = 1, \dots, n, \quad N_0 := r \sum_{j=1}^n N_j,$$

$$X_{0t} := N_0/T, \quad \text{and} \quad v_j := N_j/N_0, \quad j = 1, \dots, n.$$

**Repeat**

For  $t := 1, \dots, T$  do

For  $j := 1, \dots, n$  do

If  $j \notin S_t$ , then set

$$X_{jt} := \frac{v_j}{\sum_{i=1}^n v_i + 1} \frac{\sum_{h \in S_t} v_h + 1}{\sum_{h \in S_t} v_h} \sum_{h \in S_t} z_{ht}, \quad \text{and} \quad Y_{jt} = -X_{jt},$$

else (i.e.,  $j \in S_t$ ), then set

$$Y_{jt} := \frac{\sum_{h \notin (S_t \cup \{0\})} v_h}{\sum_{i=1}^n v_i + 1} z_{jt}, \quad \text{and} \quad X_{jt} := z_{jt} - Y_{jt}.$$

EndIf

EndFor

Set

$$X_{0t} := \frac{1}{\sum_{i=1}^n v_i + 1} \sum_{i=1}^n X_{it}, \quad \text{and} \quad Y_{0t} := \frac{1}{\sum_{i \in S_t} v_i + 1} \sum_{h \notin (S_t \cup \{0\})} X_{ht}.$$

EndFor

Set  $N_0 := \sum_{t=1}^T X_{0t}$ .

For  $j := 1, \dots, n$  do

Set  $N_j := \sum_{t=1}^T X_{jt}$ .

Set  $v_j := N_j/N_0$ .

EndFor

until Stopping criteria are met.

A few remarks on implementation: The initialization of  $X_{jt}$ ,  $j = 1, \dots, n$ , is arbitrary; we merely need starting values different from zero if  $j \in S_t$ . The stopping criteria can be based on various measures of numerical convergence, e.g., that the difference between all values  $X_{jt}$  from two consecutive iterations of the algorithm is less than a small constant  $\epsilon$ , or on a maximum number of iterations. In all our experiments we observed very quick convergence, so it would appear that the precise stopping criteria are not critical.

**Figura 17.** Pseudocódigo del algoritmo EPD (extraído del original)