

**MÁSTER UNIVERSITARIO EN ESTUDIOS AVANZADOS
EN DIRECCIÓN DE EMPRESAS**

**Revenue Management en el transporte ferroviario de
pasajeros, ¿se aplica en la alta velocidad española?**

**Revenue Management in passenger rail transport - Is it implemented in
Spanish high-speed trains?**

TRABAJO FIN DE MÁSTER



Juan Antonio Cortés Troya, Septiembre de 2019



Departamento de Economía Financiera y Dirección de Operaciones

**Revenue Management en el transporte ferroviario de pasajeros,
¿se aplica en la alta velocidad española?**

**Revenue Management in passenger rail transportation - Is it implemented
in Spanish high-speed trains?**

Trabajo Fin de Máster presentado para optar al Título de Máster Universitario en Estudios Avanzados en Dirección de Empresas por Juan Antonio Cortés Troya siendo los tutores la Doctora María Esther Chávez Miranda y el Doctor Francisco José Arenas Márquez.

Vº. Bº. del Tutor/a:

Vº. Bº. del Tutor/a:

Dª. María Esther Chávez Miranda

D. Francisco José Arenas Márquez

Alumno:

D. Juan Antonio Cortés Troya

Sevilla, Septiembre de 2019.



**MÁSTER UNIVERSITARIO EN ESTUDIOS AVANZADOS EN
DIRECCIÓN DE EMPRESAS
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES**

**TRABAJO FIN DE MÁSTER
CURSO ACADÉMICO [2018-2019]**

TÍTULO:

Revenue Management en el transporte ferroviario de pasajeros, ¿se aplica en la alta velocidad española?

Revenue management in passenger rail transportation - Is it implemented in Spanish high-speed trains?

AUTOR/A:

Juan Antonio Cortés Troya

TUTOR/A:

Dra. D^a. María Esther Chávez Miranda

Dr. D. Francisco José Arenas Márquez

LÍNEA DE TRABAJO:

Dirección de Operaciones – Revenue Management

RESUMEN:

Revenue Management nació como estrategia empresarial y campo de estudio en las aerolíneas y se expandió con el tiempo a otros sectores como el de la hotelería. No obstante, hay otros sectores, como el del ferrocarril, en el que las prácticas de *Revenue Management* no están tan consolidadas, ni tampoco existe una gran cantidad de investigaciones académicas. Con el objeto de contribuir a este campo, exploramos la literatura para determinar el grado de implementación de estas estrategias en el transporte ferroviario de pasajeros de alta velocidad. Además, analizamos los precios de más de 7500 tarifas ofertadas por Renfe en la ruta de alta velocidad Madrid-Sevilla con dos meses de antelación. Con ellas, evaluaremos las estrategias de *Revenue Management* en la alta velocidad española que han sido, tradicionalmente, puestas en duda.

PALABRAS CLAVE:

Revenue Management en la Alta Velocidad Española

ÍNDICE

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN Y PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN.....	9
CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA	10
2.1. REVISIÓN SISTEMÁTICA DE LA LITERATURA.....	10
2.1.1. Planificación de la revisión sistemática de la literatura.....	10
2.1.2. Ejecución de la revisión sistemática de la literatura.....	10
2.2. Unidad de análisis para este estudio de caso: Trayecto del AVE Madrid Puerta de Atocha – Sevilla Santa Justa.....	11
2.3. Parte empírica: extracción de datos y análisis.....	12
2.4. Medición de las variables y métodos estadísticos aplicados.....	14
CAPÍTULO 3. REVENUE MANAGEMENT EN EL TREN DE ALTA VELOCIDAD. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	16
3.1. Revenue Management: Concepto.....	16
3.2. Aplicación de Revenue Management en la alta velocidad.....	16
3.2.1. Forecasting.....	18
3.2.2. Control de inventario y división de la capacidad.....	20
3.2.3. Pricing y antelación.....	25
CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	29
4.1. Resultados.....	29
4.1.1. Influencia de la estacionalidad sobre los precios.....	29
4.1.2. Influencia del tipo de tren sobre los precios.....	30
4.1.3. Influencia del tipo de tarifa sobre los precios.....	31
4.1.4. Influencia de la antelación sobre los precios.....	33
4.1.5. ¿Qué variables explican mejor el funcionamiento de los precios?	36
4.1.6. ¿Son los precios medios diferentes en función de la hora de salida? Representación gráfica.....	39
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES.....	41
CAPÍTULO 6. BIBLIOGRAFÍA.....	44

Relación de figuras y tablas

Tabla 1. Criterios para la selección de bibliografía y resultados obtenidos.....	11
Tabla 2. Agrupación de tarifas ordenadas por precio medio	12
Tabla 3. Tabla descriptiva de la extracción mediante import.io	13
Tabla 4. Resumen de descriptivos	15
Tabla 5. Diferencias entre el transporte aéreo y el transporte ferroviario que <i>Revenue Management</i> debe tener en cuenta	18
Tabla 6. Métodos de <i>forecasting</i> en Revenue Management	19
Tabla 7. Modelos de control de inventario adaptado según McGill y Ryzin (1999).....	23
Tabla 8. Métodos de <i>pricing</i> en el tren de alta velocidad.....	26
Tabla 9. Segmentación del mercado para establecer diferentes tarifas y precios flexibles.....	28
Tabla 10. Precios en día festivo y no festivo. Estadísticos descriptivos.....	30
Tabla 11. Precios medios en día festivo y no festivo. Prueba de Levene y t de Student.	30
Tabla 12. Precios medios en función al tipo de tren. Estadísticos descriptivos.	30
Tabla 13. Precios medios en función al tipo de tren. Prueba de Levene y t de Student.	31
Tabla 14. Precios medios en función de la tarifa. Prueba de Levene y ANOVA.....	31
Tabla 15. Precios medios en función de la tarifa. Prueba <i>post-hosc</i> de <i>Games-Howell</i>	33
Tabla 16. Nº de tarifas ofertadas y evolución de los precios por tipo de tren y días analizados (festivo/ no festivo).....	34
Tabla 17. Correlación de Pearson: Precio y Antelación.	35
Tabla 18. Correlación de Pearson: Precio y antelación (Día Festivo).....	35
Tabla 19. Correlación de Pearson: Precio y antelación (Día no festivo)	35
Tabla 20. Modelo de regresión: Resultados para el día festivo	37
Tabla 21. Modelo de regresión. Resultados para el día no festivo	38
Figura 1. Matriz O-D Línea AVE Madrid – Sevilla	12
Figura 2. Evolución de las estrategias de pricing en SNFC.....	25
Figura 3. Variables estudiadas por Zheng y Liu (2016) que influyen en la antelación .	27
Figura 4. Precios medios para el 18/04/2019 (día festivo)	29
Figura 5. Precios medios para el día 25/04/2019	29
Figura 6. Evolución precios medios en función de la hora de salida	39

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN Y PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN.

En el presente trabajo de investigación se analiza la aplicación de estrategias de *Revenue Management* en la Alta Velocidad Española (AVE), concretamente en el trayecto Madrid-Sevilla, poniendo especial atención en las dinámicas de precios considerando la antelación. Esta investigación se plantea con el objetivo de buscar evidencias de *Revenue Management* en el AVE acorde a la literatura encontrada. La aplicación de estas estrategias por parte de Renfe ha sido cuestionada en medios de comunicación por profesionales de *Revenue Management* como Jaime López-Chicheri en su artículo "*Renfe y el Revenue Management*" de 2011 pero, hasta donde tenemos conocimiento, no se han encontrado evidencias de investigación académica tal y como se plantea en este trabajo. No obstante, se han encontrado artículos sobre la elasticidad del nuevo tarifario de Renfe lanzado en 2013 (Hortelano, Guzman, Preston, y Vassallo, 2016) o estudios sobre la competencia entre el AVE y otros medios de transporte (Pagliara, Vassallo, y Román, 2012).

Cabe destacar que la falta de investigación académica sobre *Revenue Management* y Renfe no han sido la única causa que nos lleva a trabajar en esta dirección. El tren de alta velocidad va a experimentar profundos cambios cuando el Cuarto Paquete Ferroviario de la Unión Europea se haga efectivo en 2020. La Unión Europea en su libro blanco "*Roadmap to a single European transport area*" (2011) detalla cómo será el "*Single European Railway Area*", aludiendo claramente al "*Single European Sky*", un espacio ferroviario que permitirá la entrada de nuevos competidores y servicios en las vías férreas europeas. Académicos como Lang, Laperrouza, y Finger (2013), Ruiz-Rúa y Palacín (2013), Tomeš, Kvizda, Jandová, y Rederer (2016), Barrow, Campus, y De (2016) ya han analizado los impactos que acaecieron sobre los precios después de la entrada de competidores en las vías férreas polacas, checas, eslovacas, alemanas o italianas. Igualmente, Finez (2015) advierte sobre el reto que afrontarán los monopolios ferroviarios ante la entrada de competencia. Además, añade que las empresas deberán abordar cambios en sus estrategias de *Revenue Management* tal y como ocurrió en las aerolíneas.

Este trabajo de investigación contempla el desarrollo de un estudio empírico sobre una operadora ferroviaria de alta velocidad en particular, Renfe, siendo esto algo común en el campo de la alta velocidad; taiwanesa (Chuang, Chu, y Niu, 2010), española (Hortelano, Guzman, Preston, y Vassallo, 2016), italiana (Barrow et al., 2016), china (Zheng, Liu, y Clarke, 2017; Luo et al., 2017), entre otras. Se trata de una investigación de carácter exploratorio y descriptivo cuyo objetivo es determinar cómo y en qué medida Renfe implementa *Revenue Management* en el AVE examinando la evolución de los precios de las tarifas para un determinado trayecto origen-destino (Madrid-Sevilla) en función de la estacionalidad (momentos picos y valles en la demanda), tipo de tren, tipo de tarifa y, por último, la antelación. Para ello, en primer lugar, se ha analizado la literatura y obtenido las principales variables analizadas con anterioridad en este campo. Luego, mediante *web-scraping*, se han recogido los datos necesarios para el análisis cuantitativo.

Este trabajo se compone de varios capítulos. En primer lugar, en el segundo capítulo, se explica la metodología utilizada para la revisión de la literatura. Además, se exponen las técnicas utilizadas para la obtención y el tratamiento de los datos. Seguidamente, en el capítulo tercero, abordamos la literatura y el estado del arte en la materia. Por último, en el capítulo cuarto se exponen los resultados y, para finalizar, se exponen las conclusiones del estudio.

CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA

Este trabajo de investigación se compone de, en primer lugar, una revisión sistemática de la literatura que pone especial énfasis en la búsqueda de trabajos de investigación ya realizados acerca de la aplicación de estrategias de *Revenue Management* en el sector ferroviario y, en particular, en el tren de alta velocidad. Esta revisión de la literatura se ha realizado siguiendo la propuesta metodológica de Medina-López, Martín-García y, Alfalla-Luque (2010). Asimismo, se ha ejecutado un análisis cuantitativo de los precios y tarifas de todos los trenes de alta velocidad que operaron la ruta Madrid-Sevilla el día 18/04/2019 (Festivo, Semana Santa) y el 25/04/2019 (no festivo), considerando dos meses de antelación.

2.1. REVISIÓN SISTEMÁTICA DE LA LITERATURA.

2.1.1. Planificación de la revisión sistemática de la literatura.

Se ha diseñado un protocolo de búsqueda para tres bases de datos; Scopus, Web of Science y Abi-Inform que garantizase la disponibilidad de trabajos de investigación ya realizados y coherentes con el objeto de este estudio. Para la consecución de una búsqueda completa y rigurosa se han establecido una serie de criterios con el objeto de armonizar las búsquedas sucesivas de información:

1. Las búsquedas se han realizado exclusivamente en tres bases de datos; Scopus, Web of Science y Abi-Inform.
2. No se ha descartado ninguna disciplina de investigación en el ámbito de *Revenue Management* para la obtención del mayor número posible de artículos. Por ejemplo; *Revenue and Pricing management*, economía del turismo y transporte, operaciones, ingeniería...
3. Para garantizar la calidad de los artículos, se ha seleccionado la revisión por pares.
4. No se han descartado trabajos presentados en conferencias.
5. No se han aplicado límites temporales.
6. Las búsquedas booleanas realizadas han sido; ("Revenue Management" OR "Yield Management") AND (train* OR railway), ("Revenue Management" OR "Yield Management") AND (train* OR railway) AND ("high-speed"), (pric* OR fare*) AND (railway OR train*) AND (dynamic* OR chang*) y (pric* OR fare*) AND (railway OR train*) AND (dynamic* OR chang*) AND ("high-speed"). Cabe destacar que se consideró razonable emplear el término *Revenue Management* y *Yield Management* que, en muchas ocasiones, se utilizan indistintamente.

2.1.2. Ejecución de la revisión sistemática de la literatura.

En primer lugar, se revisó la base de datos Scopus, seguida de Web of Science y, por último, Abi-Inform. Fue necesario considerar cuán diferentes eran los campos de búsqueda (Tema, autores, palabras claves, abstract...) de las bases de datos para homogeneizar la aplicación de filtros y reducir el gran volumen de resultados de las primeras búsquedas como se aprecia en la Tabla 1.

Búsquedas y criterios	Scopus	WOS	Abi
("Revenue Management" OR "Yield Management") AND (train* OR railway)	29813	3825	46890
("Revenue Management" OR "Yield Management") AND (train* OR railway) AND ("high-speed")	661	35	1284
<i>Palabras claves, abstract, título</i>	35	n.a	40
Seleccionados	20	10	6
(pric* OR fare*) AND (railway OR train*) AND (dynamic* OR chang*)	145912	2303	119733
(pric* OR fare*) AND (railway OR train*) AND (dynamic* OR chang*) AND ("high-speed")	3182	65	7
<i>Palabras claves, abstract, título</i>	90	n.a	n.a
Seleccionados	7	11	5

Tabla 1. Criterios para la selección de bibliografía y resultados obtenidos

Fuente: Elaboración propia

La primera búsqueda de ("Revenue Management" OR "Yield Management") AND (train* OR railway) deriva en un gran número de resultados. Por ello, se decide restringir los números de resultados añadiendo a la sintaxis de búsqueda el argumento "high-speed". Esta acción deriva en un número de resultados mucho más preciso. Se aplica el criterio de palabras claves, abstract y título para reducir el número de resultados en Scopus y Abi-Infom. Se analizan un total de 110 artículos, se revisan duplicidades y se seleccionan 36.

En cuanto a la segunda búsqueda, se aplican las mismas prácticas y criterios que se anotaron anteriormente. Se restringe el elevado número de resultados de la primera búsqueda añadiendo "high-speed" y se aplica el criterio de palabras claves, abstract, y título en Scopus para limitar algo más sus resultados. Se revisan un total de 162 artículos, se comprueban duplicidades y se seleccionan 23 trabajos.

2.2. Unidad de análisis para este estudio de caso: Trayecto del AVE Madrid Puerta de Atocha – Sevilla Santa Justa.

En este trabajo de investigación se elige la Línea Madrid – Sevilla debido a varias razones:

- Incluir las variables de día festivo (Jueves Santo) y día no festivo:** desde una perspectiva de *Revenue Management*, las estrategias de precios, teóricamente, deberían en función a la estacionalidad para optimizar los ingresos y adaptar los precios a la demanda (Ben-khedher et al., 1998; Finez, 2015; Wang, 2018; J. Li y Rong, 2018). Está consensuado en la literatura que los usuarios son menos sensibles a los precios en días festivos (temporada alta) que en temporada baja. Además, en la literatura observamos autores como Nakagawa, Shibata, y Fukasawa (2017) que incluyen estas variables en sus modelos. Por esto, se decide analizar el día Jueves 18 de Abril (día festivo en Sevilla) con una antelación de 62 días y el Jueves 25 de Abril (día no festivo justo después de Semana Santa) con una antelación de 69 días.
- Relevancia histórica de la línea y carencia de investigación sobre la misma en materia de *Revenue Management*:** Bien es sabido que la línea de alta velocidad Madrid-Sevilla fue la primera en construirse en España y, a diferencia de la línea Madrid-Barcelona (Pagliara, Vassallo, y Román, 2012; Hortelano, Guzman, Preston, y Vassallo, 2016), no se han encontrado investigaciones aplicadas a la misma. Por lo tanto, consideramos que es una buena oportunidad para seguir profundizando en la materia.

Como se aprecia en la matriz O-D (Origen – Destino) de la línea (Figura 1), se efectúan paradas en: Madrid-Puerta de Atocha, Ciudad Real, Puertollano, Córdoba Central y Sevilla-Santa Justa.

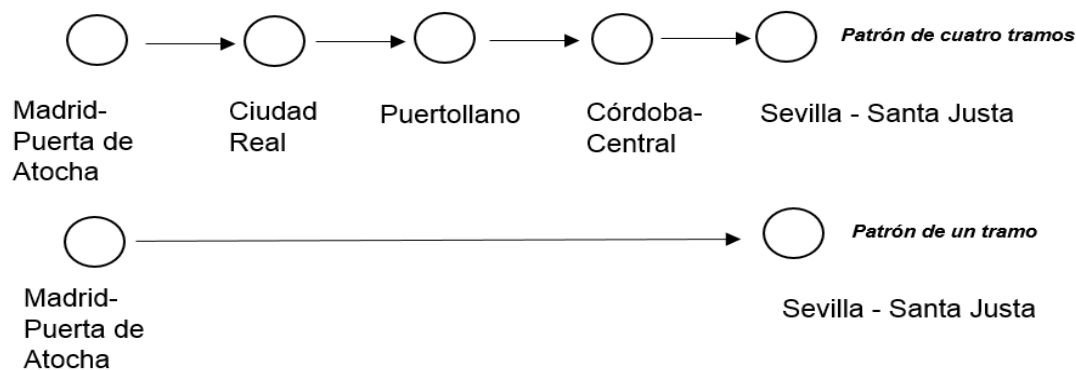


Figura 1. Matriz O-D Línea AVE Madrid – Sevilla

Adaptado de Gopalakrishnan y Rangaraj (2010)

Se han analizado los precios de todos los asientos ofertados en todos los trenes de alta velocidad que operaron esta línea en particular, con origen Madrid y destino Sevilla durante los dos días seleccionados. Para el tren AVE, se consideran la Clase Turista, Turista Plus y la Preferente. En cambio, del Tren AV City (versión *low-cost* del AVE), se analizan la Clase Turista y la Clase Turista Plus ya que la clase preferente no se oferta. Igualmente, se consideran las tres tarifas que Renfe aplica en el AVE, las tarifas Promo, Promo+ y Flexible. Estas tres tarifas presentan una diferencia clara, la posibilidad de hacer cambios (Flexible o Promo Plus) o no (Promo) antes de la salida del tren. A continuación, en la tabla 2, se detallan las tarifas que se han obtenido durante el periodo de capturas para ambos días y el precio medio de la tarifa.

Nº Tarifa	Clase	Cambios y anulaciones	Precio medio
<i>Tarifa 1</i>	Clase Turista	No	51,84 €
<i>Tarifa 2</i>	Clase Turista Plus	No	54,45 €
<i>Tarifa 3</i>	Clase Turista	Sí	63,76 €
<i>Tarifa 4</i>	Clase Turista Plus	Sí	64,01€
<i>Tarifa 5</i>	Clase Preferente Promo	No	74,31 €
<i>Tarifa 6</i>	Clase Preferente	Sí	85,31€

Tabla 2. Agrupación de tarifas ordenadas por precio medio

Fuente: Elaboración propia

2.3. Parte empírica: extracción de datos y análisis.

En relación con la parte empírica, se ha llevado a cabo una extracción de datos con import.io. Esta aplicación permite, entre otras cosas, capturar datos de internet y exportarlos a diferentes formatos para su tratamiento y análisis. Es, sin duda, una

herramienta con una gran funcionalidad si se persigue un análisis minucioso de variables tan volátiles como los precios.

Merece la pena mencionar que, al principio de esta investigación, se consideró la web oficial de Renfe (www.renfe.com) como única fuente de datos para ejecutar la extracción. Por ello, se realizaron una serie de pruebas para verificar si el proceso automatizado de extracción con import.io era compatible con el diseño de la web de Renfe. Las pruebas realizadas fueron concluyentes; una extracción automatizada desde la web de Renfe presentaba un gran número de complejidades que dificultarían el objetivo de sistematizar extracciones diarias pudiendo ocasionar fallos en el proceso. Así, se realizaron capturas en modo de prueba con www.trenes.com que distribuye, junto con Renfe, billetes de AVE. El diseño de esta web y su URL resultaron ser altamente compatibles con el proceso automatizado de extracción de import.io siendo posible la sistematización de extracciones diarias.

Para mecanizar estas extracciones, primero, se tomaron las direcciones (URLs) de los resultados de búsqueda en trenes.com de los días a analizar y se configuraron como extractores en la aplicación. Así, tal y como se percibe en la Tabla 3, cada día analizado representa un extractor diferente con un registro de capturas específico. Por cada captura de URL se registran, entre otras variables, la hora, el número de filas de información capturadas y errores en la extracción.

Trayecto	Madrid Atocha – Sevilla Santa Justa; 1 adulto; ida.
Fecha de inicio	14/02/2019
Fecha final	25/04/2019
Duración	69 días
Hora de extracción	1:00PM
Periodicidad	Diaria
Nº de URLs analizados	2 URLs
Días analizados	18/04/2019 (día festivo) 25/04/2019 (día no festivo)
Variables recopiladas por extracción	Salida, llegada, duración, tipo de tren (AVE o AV City), precio, tipo de tarifa, condiciones.
Nº fila de datos analizados	7586 observaciones

Tabla 3. Tabla descriptiva de la extracción mediante import.io

Fuente: Elaboración propia

Esta disposición de la información resultó ser determinante para realizar un seguimiento y control de posibles incidencias en la extracción que pudieran producirse eventualmente. De esta forma, se obtuvo una estructura clara y ordenada de los registros de las capturas realizadas para cada día analizado. Acto y seguido, se programan los extractores para ejecutar capturas automáticas y diarias de las variables: hora de salida y llegada, duración del trayecto, tipo de tren (AVE o AV City), precio, tipo de tarifa y condiciones a la 13:00. La elección de esta hora en particular responde a que fue la hora en la que se ejecutó la primera extracción de este estudio el día 15/02/2019. Se han capturado los datos para las variables ya citadas del trayecto Madrid Atocha – Sevilla Santa Justa con dos fechas de salida 18-04-2019 (día festivo) y del 25-04-2019 (día no festivo), es decir, con 62 días y 69 días de antelación respectivamente.

2.4. Medición de las variables y métodos estadísticos aplicados.

Este estudio persigue el análisis de la evolución de los precios del AVE en función de las siguientes variables explicativas: la antelación, los periodos picos y valles en la demanda, el tipo de tren y el tarifario. Por tanto, como variable dependiente, se toma el precio de las diferentes tarifas a lo largo del periodo analizado.

Al tratarse de un estudio sobre la evolución de los precios, la variable antelación es fundamental para el análisis. Igualmente, los periodos picos (con mayor demanda) y valles (con menor demanda) se analizan en función a los horarios de salida y a la estacionalidad (festivo / no festivo). En investigaciones recientes, como la de Wang (2018), se propone que la estacionalidad tiene que ser tomada en cuenta para aplicar estas estrategias. En esta investigación, consideramos que la estacionalidad es medible mediante los momentos picos y valles en un mismo día y mediante acontecimientos que impliquen un incremento considerable en los desplazamientos, como la Semana Santa. Los diferentes horarios se tratan como variables ordinales y la festividad (*sí/no*) de los días se analiza como una variable nominal dicotómica. Por otra parte, al haber dos tipos de trenes de alta velocidad que operan la línea (Tren AV City y Tren AVE), se incluye la variable tipo de tren. A pesar de que los dos trenes son considerados trenes de alta velocidad, el tren AV City sólo comercializa las tarifas más baratas, es decir, la turista y la turista plus (versión *low-cost*), algo que también analizan Abrate et al., (2016). Es por ello se decide incluir esta variable en el estudio. Por último, se incluye el tipo de tarifa como variable explicativa de los precios y se considera una variable nominal.

En la tabla 4, se presentan el número de tarifas analizadas (N), el porcentaje respecto al total (%) y el precio medio para los dos días de referencia en este estudio.

Tarifas	N	%	Precio medio
Festivo	2501	33,81%	70,65 EUR
Tarifa 1	408	3,94%	50,42 EUR
Tarifa 3	735	8,91%	63,35 EUR
Tarifa 2	95	0,89%	48,99 EUR
Tarifa 4	146	1,88%	67, 43 EUR
Tarifa 6	605	10,55%	91, 12 EUR
Tarifa 5	512	7,64%	78,00 EUR
No Festivo	5084	66,19%	68,03 EUR
Tarifa 1	782	7,87%	52,58 EUR
Tarifa 3	1297	15,88%	63,99 EUR
Tarifa 2	325	3,49%	56,04 EUR
Tarifa 4	340	4,10%	63,06 EUR
Tarifa 6	1208	19,11%	82, 68 EUR
Tarifa 5	1132	15,74%	72, 64 EUR
Total	7585	100%	68,89 EUR

Tabla 4. Resumen de descriptivos

Elaboración propia

Además de un análisis descriptivo extenso, que incluye el empleo de diversas herramientas gráficas, se han realizado diferentes tipos de análisis estadísticos con SPSS Statistics 25.

1. Análisis de la varianza con un factor (ANOVA), para evaluar la influencia del tipo de tarifa sobre el precio.
2. Prueba t-Student para valorar las diferencias de medias de los precios en función a la estacionalidad (festivo o no festivo) y el tipo de tren.
3. Coeficiente de Pearson para analizar la influencia de la antelación sobre los precios.
4. Regresión lineal múltiple para identificar qué variables independientes se relacionan más con los precios: tarifa, antelación, estacionalidad (horario de salida) y tipo de tren.

CAPÍTULO 3. REVENUE MANAGEMENT EN EL TREN DE ALTA VELOCIDAD. REVISIÓN DE LA LITERATURA.

3.1. Revenue Management: Concepto.

Merece la pena comenzar este capítulo haciendo una breve introducción al concepto de *Revenue Management*. Para ello, se han escogido dos libros “*Marketing turístico: Fundamentos y dirección*” de Moreno (2017) y “*Yield Management en el Sector Hotelero: Estrategias de implementación*” de Talón, González, y Segovia (2011)

Revenue Management es, tal y como se percibe en la literatura aplicada al sector ferroviario, una filosofía de gestión de empresas con inventario perecedero que busca optimizar los beneficios al largo plazo de forma analítica y basada en el dato. Por ello, las decisiones en materia de *Revenue Management* suelen estar basadas en sistemas de información complejos.

Revenue Management engloba un conjunto de estrategias y acciones relacionadas con la demanda, capacidad, el precio, las previsiones (*forecasting*) y la gestión de canales que son gestionadas de forma integral. Basándonos en la literatura encontrada, en esta investigación nos centraremos en la aplicación de técnicas de *forecasting*, la gestión de la capacidad y de los precios en el sector ferroviario de alta velocidad.

Cómo se tratará más adelante en este trabajo, estas estrategias empiezan a desarrollarse con las aerolíneas en los 80, pero se expanden a otros sectores con características similares, como es el sector que analizamos en esta investigación. Estas características son:

1. Posibilidad de segmentar el mercado.
2. Inventario perecedero.
3. Es posible vender el producto o servicio anticipadamente.
4. Costes marginales de ventas bajos.
5. Costes marginales de producción altos.

Tradicionalmente, se ha ligado a empresas de servicios. No obstante, en la actualidad, también se aplica en manufacturas.

3.2. Aplicación de Revenue Management en la alta velocidad.

Después de una revisión sistemática de la literatura, se puede afirmar que resulta complicado echar la vista atrás en el tiempo para determinar el origen de la implantación de *Revenue Management* en esta industria. No obstante, siguiendo el trabajo de Mitev (1996), la SNCF (Société Nationale des Chemins de Fer) importa el avanzado sistema de reservas desarrollado por American Airlines, SABRE, y desarrolla Socrate para los ferrocarriles franceses en la época de los 90. Un sistema con el que la homóloga francesa de Renfe no sólo esperaba poder aplicar diferentes tipos de tarifas, sino también modificar los niveles de protección de las mismas de forma eficiente acorde a la demanda. Según Ben-khedher, Kintanar, Queille, y Stripling (1998), que también estudiaron la implantación de este sistema, se incluyeron módulos específicos de *Revenue Management* (RailRev), de optimización y planificación de horarios (RailPlus) y gestión de la capacidad (RailCap). Del mismo modo, académicos como Finez (2015) consideran que *Revenue Management* llega a la alta velocidad

francesa en 1993 con la línea de Paris-Lyon, cuyos precios se establecían en función de una base mínima, un componente de estacionalidad que hacía disminuir o aumentar la base en función de la demanda y un suplemento de la reserva del asiento. Además, las tarifas tenían diferentes condiciones (reembolsable o no-reembolsable) y ya se aplicaban técnicas de *overbooking*. Sin duda, de forma general, la SNFC se presenta en la literatura como un referente en la implantación de *Revenue Management* en esta industria en Europa.

A nivel mundial, la operadora estadounidense Amtrak conseguía implementar el primer sistema de *Revenue Management* aplicado al ferrocarril en Julio de 1991 gracias a ARROW, un sistema de reservas sin enfoque O-D (origen-destino), basado en tramos independientes y en sistema *nested* (Kraft, Srikar, y Phillips, 2000).

Al final de la década de los 90, el interés académico por *Revenue Management* aplicado al transporte ferroviario parece empezar a florecer. Ciancimino, Inzelillo, Lucidi, y Palagi (1999) observaron un *gap* en este sector y achacaban la falta de estudios en este campo al poco desarrollo de este transporte en EEUU, dónde los esfuerzos se centraban en el desarrollo de sistemas de *Revenue Management* en la industria aérea. Años más tarde, Armstrong y Meissner (2010) siguen atribuyendo la falta de investigación en este campo al poco desarrollo del transporte ferroviario en Estados Unidos.

Resulta evidente que la implementación de *Revenue Management* en esta industria ha estado condicionado por los avances en las aerolíneas. No obstante, Ciancimino et al., (1999), Armstrong y Meissner (2010), Hetrakul y Cirillo (2015), W. Yuan, Nie, Wu, y Fu, (2018) señalan que, a pesar de que *Revenue Management* ferroviario se haya nutrido de modelos tradicionalmente aplicados a las aerolíneas, presentan claras diferencias que deben ser tomadas en cuenta para la correcta adaptación de estas estrategia, tal y como se muestra en la Tabla 5.

Característica	Transporte aéreo	Transporte ferroviario
Tramos por trayecto (<i>legs</i>)	Normalmente, pocos tramos (<i>legs</i>) o casi ningún tramo.	Elevado número de tramos (<i>legs</i>) por cada línea de servicio. Cada tramo del trayecto tiene un impacto sobre el control de la capacidad.
Antelación	Las ventas de asientos no suelen producirse el mismo día de salida, es decir, pocos o casi ningún <i>walk-ups</i> .	La venta es común que se pueda producir el mismo día de la salida en la estación, es decir, hay un elevado número de <i>walk-ups</i> .
Operaciones	Procedimientos de <i>check-in</i>	No hay procedimiento de <i>check-in</i> .
Capacidad	Capacidad no aumentable por encima del número de asientos, por ende, se desarrollan técnicas de <i>overbooking</i> .	La capacidad puede ser aumentable por encima del número de asientos, los pasajeros se mueven libremente por el tren y pueden, a veces, no estar sentados. Además, ocupaciones del 100% no son tan comunes.

Tabla 5. Diferencias entre el transporte aéreo y el transporte ferroviario que *Revenue Management* debe tener en cuenta

Elaboración propia a partir de Ciancimino et al., (1999), Armstrong y Meissner (2010), Hetrakul y Cirillo (2015), W. Yuan, Nie, Wu, y Fu, (2018)

No obstante, en este trabajo nos centraremos exclusivamente en el transporte ferroviario y, por supuesto, enfatizando en el tren de alta velocidad. En primer lugar, cabe destacar de nuevo que se ha encontrado una importante base literaria sobre ciertos elementos de *Revenue Management*, *forecasting*, control de inventario y división de la capacidad, y por último, *pricing* y antelación.

3.2.1. Forecasting

La revisión de la literatura realizada confirma que las técnicas de predicción o *forecasting* han sido objeto de estudio para aquellos interesados en *Revenue Management* aplicado al tren de alta velocidad. No obstante, se debe mencionar que se han encontrado menos investigaciones que para el resto de los elementos previamente mencionados.

La importancia de un buen método de predicción, según McGill y Ryzin (1999), reside en la gran importancia del *forecasting* en el esbozo de prácticas de *Revenue Management*. Algunas de estas prácticas son la determinación de niveles de protección de tarifas, el correcto desarrollo de estrategias de *overbooking* y, por último, realizar estimaciones de *no-shows* (pasajeros que, a pesar de tener reserva, deciden no viajar) y cancelaciones, entre otras. Independientemente de la importancia de predecir bien, autores como Xie et al. (2014), Helve (2015), Hetrakul y Cirillo (2015) coinciden en lo particularmente complejo que resulta diseñar modelos de predicción para este sector. La existencia de diferentes tramos (*legs*) en un trayecto, el flujo de entrada y salidas constante de personas al tren en cada estación y, además, un mayor

número de *walk-ups* (pasajeros que compran su pasaje en la estación, por lo tanto, reservan sin antelación) dificultan las predicciones. Esta complejidad impulsa el interés de muchos académicos que, como se expondrá en este trabajo, proponen nuevos modelos de *forecasting* en sus investigaciones.

Tradicionalmente, existen tres métodos que, según Ma, Liu, y Cao (2014), son aplicables a la predicción a corto plazo de la demanda de pasajeros: la basada en datos históricos (*historical booking models*), la basada en las reservas ya realizadas para una fecha concreta (*advanced booking models*) y, por último, un modelo mixto que combina los dos anteriores (*combined booking models*).

Metodología	Recursos	Modelos
<i>Historical booking models</i>	Datos históricos	<ul style="list-style-type: none"> • Modelos basados en series temporales • Modelo de Box-Jenkins, también denominado modelo ARIMA o ARMA. • Modelo de red neuronal
<i>Advanced booking models</i>	Nº de reservas ya registradas (<i>bookings on hand</i>) para un determinado servicio	<ul style="list-style-type: none"> • Modelos de regresión: relación entre las reservas ya registradas y las reservas finales.
<i>Combined booking models</i>	Datos históricos y reservas <i>on-hand</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Modelos de pick-up: Agrega posibles aumentos de la demanda

Tabla 6. Métodos de *forecasting* en Revenue Management

Elaboración propia a partir de Ma, Liu, y Cao (2014) y Xie et al., (2014)

Estas metodologías han sido expuestas en algunas ocasiones por académicos que han reformulado técnicas para perfeccionar los modelos planteados previamente. Claro ejemplo de ello lo encontramos en el trabajo de Xie et al., (2014) en el que se critica el uso de relaciones lineales en muchos modelos para predecir la demanda futura. Ellos, en cambio, defienden que el flujo de pasajeros tiene características no-lineales. Por ello, defienden el uso de la metodología de redes neuronales para predecir la demanda a corto plazo para todos los tramos de la matriz origen-destino de una línea en particular. Otros académicos que aplican modelos de redes neuronales en el *forecasting* ferroviario son Azadeh, Labib, y Savard (2015) y Glišović, Milenković, Bojović, Švadlenka y Avramović (2016) concluyendo que este modelo tiene mejores resultados que el modelo ARIMA o Box-Jenkins. Por último, Helve (2015) compara métodos de predicción históricos y avanzados, obteniendo estos últimos los resultados más acertados.

A diferencia de los trabajos descritos anteriormente, otros académicos intentan mejorar modelos de *forecasting* integrando no solo datos históricos sino también las reservas ya registradas (reservas *on-hand*) para un determinado servicio para el que se quiere conocer su demanda final. Ma, Liu, y Cao (2014) aplican técnicas de *clustering* para determinar qué datos deberían analizarse para predecir las reservas finales en función de los patrones marcados por las reservas *on-hand*. Acorde a sus resultados, esta técnica de selección de datos conlleva una predicción más exacta que el modelo *pick-up* (agrega posibles reservas futuras al nivel de reservas ya confirmadas para un determinado periodo de tiempo), uno de los más usados

actualmente. Como se ha comentado al principio del apartado 3.2.1, el *forecasting* aplicado a *Revenue Management* ferroviario no ha sido estudiado tanto como otras dimensiones. Sin duda, encontramos aquí un campo de estudio con mucho camino por recorrer.

3.2.2. Control de inventario y división de la capacidad.

Una de las finalidades de *Revenue Management* consiste determinar qué cantidad de inventario (asientos en un avión o tren, habitaciones de hotel, vehículos en flotas de alquiler) asignar a los diferentes segmentos del mercado y a qué precios, teniendo en cuenta que las personas más sensibles a los precios tienden, en general, a reservar antes que las personas menos sensibles y dispuestas a pagar más. Por ello, proteger un número de plazas para aquellos dispuestos a pagar más y que llegan más tarde (*late comers*) contribuye a aumentar los ingresos.

Esto es duramente criticado por Kraft et al., (2000), opuestos al enfoque EMSR (Expected Marginal Seat Revenue) para la gestión de inventario en el tren de alta velocidad, quienes señalan que asumir lo anterior es un error. Sostienen que personas con distintas sensibilidades al precio pueden reservar con la misma antelación un determinado servicio. He aquí la dicotomía entre los modelos de control de inventario *nested*, los cuales dividen la capacidad dependiendo de las características de la demanda futura, y los *non-nested* o *distinct*, que dividen la capacidad sin tener en cuenta qué clientes demandarán en el futuro (Ryzin y Gallego, 1997; McGill y Ryzin, 1999; Li, Song, y Li, 2010; Du, X.-D., Yin, 2011). En cualquier caso, el hecho de establecer estrategias a la hora de vender o no un conjunto de asientos supone un problema importante en este campo (You, 2008).

Otra cuestión importante en el contexto de la gestión y división de la capacidad la encontramos en la condición de red del sistema de transporte ferroviario. En la década de los 90, la francesa SNFC en su sistema RailCap (apartado 2.2) empieza gestionar su capacidad reconociendo una red compuesta por diferentes tramos que comprenden la matriz Origen-Destino (concepto desarrollado por la industria aérea) y dejan de gestionar los tramos de forma unitaria (Ben-khedher et al., 1998). No obstante, McGill y Ryzin (1999) realizan un estudio para determinar el estado del arte en la investigación sobre *Revenue Management* aplicado a los transportes (aéreo y por vías férreas) y establecen seis generalidades que simplificaban la mayoría de los modelos analizados. Una de ellas es que se consideraban conexiones exclusivamente de un tramo ya que, de esta forma, se facilitaba la construcción de modelos matemáticos para este contexto, conclusión a la que Ciancimino et al., (1999) también llegan. En cambio, las líneas férreas de alta velocidad no están conformadas por un solo tramo sino por varios, efectuándose paradas entre los diferentes puntos que conforman una determinada línea. Esta situación implica que para una determinada ruta Origen-Destino, un mismo asiento pueda ser ocupado por varias personas (Gopalakrishnan y Rangaraj, 2010). De esta forma, la literatura considera los trayectos efectuados por trenes de alta velocidad como trayectos multi-tramos (*multi-legs*), algo que ocurre mucho menos en las aerolíneas (Luo, Nie, y He, 2017). Esto complica de forma significativa los sistemas de gestión de inventario que se puedan aplicar en los trenes.

Después de esta revisión de la literatura de 1999, se han encontrado estudios sobre el control de inventario aplicado al mundo del ferrocarril. El primero que se encuentra en este trabajo de investigación es el de Ciancimino et al., (1999), particularmente en ese mismo año, quienes abordan el problema del ferrocarril en sentido de red. En su trabajo, proponen un modelo matemático para el control de inventario en una red de ferrocarriles conforme a un sistema *distinct* o *non-nested*. Un año más tarde, Kraft, Srikar, y Phillips (2000) sostienen que la condición multi-tramo hace que los sistemas EMSR desarrollados por la industria aérea no sean factibles para trenes y analiza la aplicación de la metodología *bid-price* (Tabla 7) para la gestión del inventario en esta industria.

You (2008) propone un modelo matemático no lineal para un trayecto multi-tramo y con dos tarifas. Del mismo modo, Gopalakrishnan y Rangaraj (2010) propone un modelo de gestión multi-tramo para la línea Bombay – Johdpur priorizando la maximización de la ocupación más que la maximización de los ingresos. Llegan a afirmar que las tarifas de *Indian Railways* se clasifican según los kilómetros recorridos. Las tarifas que más ingresos generan son las que se ofertan para los tramos intermedios y no el trayecto en sí.

Du, X.-D., Yin (2011) sugiere un modelo de control de inventario para tramos múltiples y varios tipos de tarifas. Años más tarde, Yuan, He, y Lixia (2014) proponen un modelo de control de inventario para trayectos de un solo tramo, múltiples tarifas y excluyendo las técnicas de *overbooking* y las cancelaciones en el modelo. Nakagawa et al., (2017), en cambio, si incluyen la posibilidad de vender tickets por encima de la capacidad del tren y, además, realizan un estudio de caso que pone especial énfasis en el recuento de usuarios que entran y salen del tren en las diferentes estaciones que comprenden la línea analizada e incluyen estos datos en el modelo de optimización del inventario.

Luo et al., (2017), del mismo modo que los autores anteriores, desarrollan otro estudio de caso de la línea Beijing-Guangzhou y proponen un modelo de control de inventario con múltiples asientos (MSIC) desde un enfoque Origen-Destino multi-tramo y *non-nested* para un gran número de trenes. Afirma que los trenes, de por sí, tienen una capacidad fija por defecto (vagón preferente, silencioso...) y que esto hay que tenerlo en cuenta para la gestión de estrategias de *Revenue Management*. Un año más tarde, Yuan, Nie, Wu, y Fu (2018) aplican el método *bid-price* dinámico al tren de alta velocidad por primera vez con enfoque de red y multi-tarifa. Afirman que este método de control de inventario se basa en vender una unidad SKU (*seat-keep unit*) cuando la tarifa sea mayor que el coste de oportunidad de mantener un SKU sin vender.

Por último, cabe destacar que también existen estudios como el de Lei, Niu, y Zhang, (2017) centrados en la gestión de la capacidad y los flujos de pasajeros en las estaciones de tren de alta velocidad, siendo esto una parte fundamental en la dirección de operaciones de este tipo de empresas ya que una mala gestión de la capacidad y demanda puede provocar, entre otras cosas, una extrema congestión en las estaciones y la insatisfacción de los viajeros.

Para facilitar la comprensión de la lectura de este apartado, se elabora a Tabla 7 que resume la evolución de los modelos de gestión de inventario en la segunda mitad del siglo XX según McGill y Ryzin (1999).

Modelo	Propulsor	Aplicación	Pilar del modelo
Modelo de Littlewood	Littlewood, 1972	1 tramo y sólo dos tarifas	Los límites de protección de la tarifa más cara (T_c) se estiman comparando el ingreso estimado (IE) de la venta de un asiento con T_c con el ingreso que se generará al vender ese mismo asiento con tarifa la tarifa más barata T_b . Para el cálculo de la probabilidad, se asume que la demanda responde a una distribución normal.
Modelo EMSR (Expected Marginal Seat Revenue)	Belobaba (1989)	1 tramo y múltiples tarifas	Belobaba parte del modelo de Littlewood con la diferencia de que la probabilidad pasa a ser acumulativa. El objetivo es determinar cuántos asientos se deben reservar para las tarifas más caras destinadas a esos clientes que están dispuestos a pagar más y que reservan más tarde.
Virtual nesting	American Airlines Belobaba (1987), Smith and Penn (1988), Williamson (1988, 1992), Vinod (1989, 1992)	Múltiples tramos y tarifas	Es un modelo/sistema de control origen-destino. Requiere la aplicación de niveles de protección, pero no de tarifas sino de agrupaciones de tarifas (<i>virtual bucket</i>) por cada trayecto de la red. Independientemente del trayecto, las tarifas se esquematizan de mayor a menor dentro de su grupo.
Método Bid-price	Williamson (1992)	Múltiples tramos y tarifas	Junto con el sistema <i>virtual nesting</i> , el método bid price es un modelo de control Origen-destino. No requiere la aplicación de niveles de protección, por cada trayecto se aplicaría una tarifa aceptable mínima que determinaría la apertura o cierre de las demás tarifas.

Tabla 7. Modelos de control de inventario adaptado según McGill y Ryzin (1999)

Elaboración propia

3.2.3. Pricing y antelación.

En referencia al *pricing*, hemos encontrado tres enfoques de investigación: aquella que trata el *pricing* desde una perspectiva económica (Chuang et al., 2010; Sato y Sawaki, 2012; Kellermann y Cleophas, 2015; Hortelano, Guzman, Preston, y Vassallo, 2016; Barrow, Campus, y De, 2016), desde una perspectiva de las operaciones (Kraft et al., 2000; Kuo, Hsieh, Feng, y Yeh, 2013; Yang, Xu, y Yang, 2013; Kuo et al., 2013; Zhu, Wang, Lv, y Pan 2014; Zheng y Liu, 2016; Zheng, Liu, y Clarke, 2017; Xiaoqiang, Lang, y Jin, 2017; Wang, (2018) e incluso desde una perspectiva sociológica-histórica; (Finez, 2015).

En el contexto del transporte ferroviario, las estrategias de *pricing* han sufrido grandes transformaciones a lo largo de la historia. Es por esto que, para algunos académicos, esta materia merece un análisis sociológico-histórico. Finez (2015), analizando el caso de la SNFC, estudia la evolución de las estrategias de precios en los ferrocarriles franceses, desde 1938 hasta la implantación de *Revenue Management* y el sistema de reservas SOCRATE en la operadora de trenes francesa. Otros académicos como Nathalie N. Mitev, (1996) y Ben-khedher et al., (1998) también muestran interés en la operadora SNFC y su implantación de *Revenue Management* y además, *in situ*. Cabe destacar que Finez (2015), reconoce en su investigación una cierta reticencia por parte de sociedad francesa a los nuevos precios. Algunas personas sostenían una visión nostálgica de servicio público del sector del tren y criticaban que personas con menos recursos pudieran viajar en épocas pico.

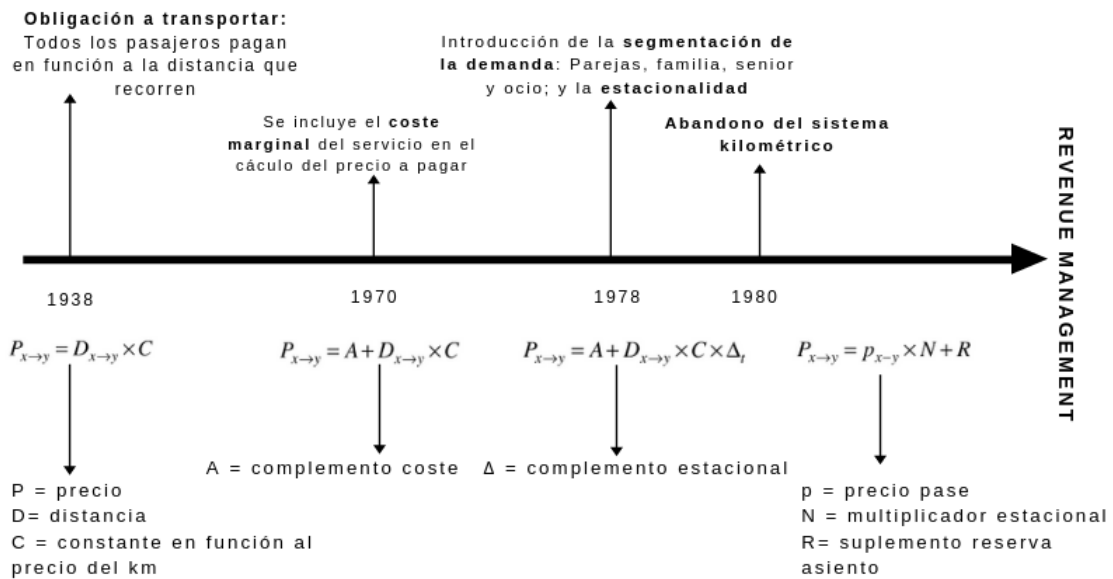


Figura 2. Evolución de las estrategias de pricing en SNFC

Adaptado a partir de Finez (2015)

Desde una perspectiva económica, Chuang et al., (2010) analizan la elasticidad de los precios con 14 días de antelación para una línea de alta velocidad taiwanesa y proponen cambios en las tarifas para los trayectos menos elásticos para aumentar los ingresos. Sato y Sawaki (2012) analizan la estrategia de precios del tren de alta velocidad en competencia con otros modos de transporte incluyendo en el modelo las variables de cancelaciones, *no-shows* (pasajeros que, a pesar de tener reserva, deciden no viajar) y *overbooking* para un trayecto de un solo tramo. Además, proponen tres tipos de estrategias de *pricing*.

Tipos de métodos de <i>pricing</i> en el tren de alta velocidad	1) Para un determinado trayecto O-D, hay un precio único que no cambia desde la apertura de la tarifa hasta el día de salida. Aplicado en países como Japón, China y Taiwán.
	2) Para un determinado trayecto O-D, los precios están predeterminados, aunque varían dependiendo del día de la semana y de la hora de salida. Aplicado en países como Alemania, Corea y Estados Unidos.
	3) Para un determinado trayecto O-D, los precios cambian según en las ventas a tiempo real. Modelo denominado <i>dynamic pricing</i> que se está aplicando en Reino Unido y Francia tomando como referencia a las aerolíneas

Tabla 8. Métodos de *pricing* en el tren de alta velocidad

Elaboración propia a partir de Sato y Sawaki (2012)

Kellermann y Cleophas (2015) aplican un modelo basado en agentes (ABM) con el objeto de analizar los precios de referencia que tienen en mente los usuarios del tren de alta velocidad después de disfrutar de descuentos en las tarifas. Estos autores advierten sobre los peligros de establecer descuentos bajos ante el gran nivel de conocimiento y experiencia de los usuarios, acerca de las variaciones de precios, en la actualidad.

El último estudio de caso realizado aplicado al AVE es el que Hortelano, Guzman, Preston, y Vassallo (2016) realizaron sobre las nuevas políticas de *pricing* que Renfe introdujo en 2013 para aumentar la competitividad de la compañía. Analizaron el impacto de estas nuevas políticas sobre otros medios de transporte competidores y sobre la demanda de pasajeros de alta velocidad. Según estos autores, aunque estuviera lejos de lo que se conoce en la actualidad por *Revenue Management*, esta nueva estrategia hizo aumentar los ingresos y la ocupación general de las plazas en trenes de alta velocidad españoles.

Mediante un estudio de caso, Abrate et al., (2016), por su parte, monitorizan un total de 12.506 observaciones de precios en la ruta Milán-Roma para analizar las técnicas de *Revenue Management* y de discriminación de precios en diferentes momentos de antelación (1, 7, 15, 30, 45 y 60 días) de todas las empresas que operan la ruta; una aerolínea convencional, dos *low-costs* y dos operadores de tren de alta velocidad. Un claro ejemplo de contexto competitivo en el que la alta velocidad está liberalizada lo que hace que sea un estudio especialmente interesante. Zheng, Liu, y Clarke (2017) aplican del mismo modo la metodología de estudio de casos en la línea Pekín – Shanghái con una antelación de 20 días, analizan el comportamiento de los usuarios y la elasticidad de los precios para proponer una nueva estructura de tarifas para esta línea de alta velocidad en particular.

Otros autores, en cambio, analizan el fenómeno de las estrategias de precios desde un enfoque más operativo. Soheil, Lin, y Chellappan, (2008) proponen un modelo de políticas de *pricing* para la operadora estadounidense Amtrak para una ruta de un solo tramo, sin cancelaciones ni *overbooking* y con capacidad fija para los diferentes servicios y en un contexto monopolista. Siguiendo este ejemplo, otros como Yang, Xu, y Yang (2013) proponen un modelo de precios dinámicos para un trayecto de un solo tramo en el que no habría ni cancelaciones ni *overbooking*. Zhu, Wang, Lv, y Pan (2014) analizan la relación entre los precios dinámicos y la gestión de inventario. Asumen que los usuarios menos sensibles al precio son más leales a las tarifas más caras y analizan el desplazamiento de este segmento hacia otras tarifas cuando las más caras están cerradas, lo que justifica la actualización de las cestas y el

establecimiento de los límites de reservas. Una estrategia de precios dinámicos debe estar soportada por una gestión de inventarios dinámica.

Siguiendo con las investigaciones sobre precios dinámicos encontramos el trabajo de Xiaoqiang et al., (2017), el único trabajo encontrado que analiza la aplicación de precios dinámicos para grupos y no sólo individuales. Sostienen que una buena implementación de políticas de precios para grupos puede aumentar los beneficios en épocas de baja demanda.

Zheng y Liu (2016), igualmente, aplican la metodología de estudio de casos Pekín – Shanghái y Pekín – Nankín para analizar variables como la antelación, el motivo del viaje, el número total de número de trenes ofertados por línea y día, la hora de salida del tren y la distancia del viaje, tal y como se aprecia en la Figura 3.

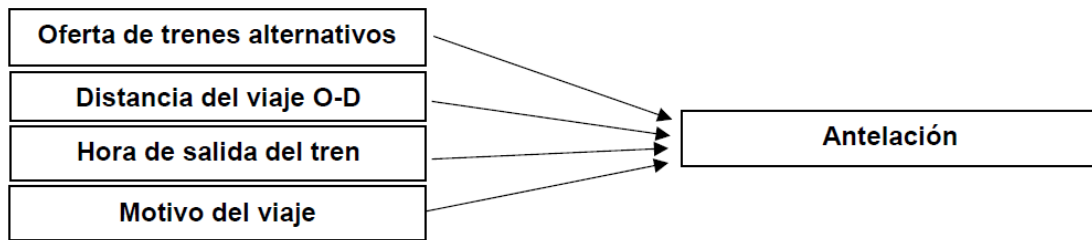


Figura 3. Variables estudiadas por Zheng y Liu (2016) que influyen en la antelación

Elaboración propia a partir de Zheng y Liu (2016)

Estos autores llegan a la conclusión de que a mayor oferta de trenes que cubran un determinado servicio O-D, menor es la antelación. Igualmente, concluyen que, a mayor distancia del viaje, mayor es la antelación y que, si el viaje se realiza con fines vacacionales, se tiende a comprar con mayor antelación que si se realiza con fines de negocio (coincidiendo con una hipótesis totalmente aceptada dentro de la industria turística). Por último, no encuentran suficientes evidencias como para determinar si, en efecto, cuanto más temprana sea la hora de salida, mayor resulta la antelación con la que se reserva el billete.

Wang (2018), por último, analiza cómo deberían esbozarse las estrategias de precios flexibles en el tren de alta velocidad. Merece la pena destacar que el concepto de *dynamic pricing* que, según Sato y Sawaki (2012) se aplica en los trenes ingleses y franceses, y los precios flexibles de Wang (2018) presentan claras diferencias. Analizando a estos autores, en *dynamic pricing*, los precios de las diferentes tarifas y el estado del inventario se actualizan de forma automática y a tiempo real conforme se van registrando las reservas. En cambio, en precios flexibles, los precios se establecen en función a los servicios que los distintos segmentos en la demanda podrían demandar (Ej: tarifas para clase turista, tarifas para clase *business* / preferente) y la existencia de estacionalidad, que justifica un reajuste en la definición de los precios para acercar la demanda a la capacidad del tren.

Siguiendo con el trabajo de Wang (2018), el autor propone los siguientes criterios de división del mercado para el establecimiento de una estrategia de precios flexibles.

División del mercado en función al ingreso y capacidad adquisitiva del viajero.	Ejemplo: estudiantes, jubilados, personas con capacidad limitada...
División del mercado por el motivo del viaje y la necesidad de llegar al destino.	Los <i>late-comers</i> , que tienden a ser viajeros de negocios, reservan justo antes a la salida del tren y tienen una imperiosa necesidad en llegar al destino. Los viajeros vacacionales reservan con mayor antelación y se debe premiar con precios más asequibles.
Dividir el mercado según la distancia del viaje O-D.	Los viajes largos necesitan más comodidades (las personas serán menos sensibles a los precios que cuando se trate de un viaje de corta distancia)
Dividir el mercado según la estacionalidad (picos y valles)	Hay momentos del día y del año en el que se reconocen diferentes elasticidades sobre los precios.
División del mercado según la región	Viajeros de zonas urbanas (con mayor poder adquisitivo) y de zonas rurales (con menor poder adquisitivo)

Tabla 9. Segmentación del mercado para establecer diferentes tarifas y precios flexibles

Elaboración propia a partir de Wang (2018)

CAPÍTULO 4. Resultados y discusión

4.1. Resultados.

4.1.1. Influencia de la estacionalidad sobre los precios.

Llama la atención que, tal y como se observa en la Figura 4 y 5, las tarifas no parezcan tener precios medios muy diferentes en función la estacionalidad. Hemos aplicado la prueba de *T-Student* para analizar las diferencias de las medias de los precios según el tipo de día (festivo / no festivo).

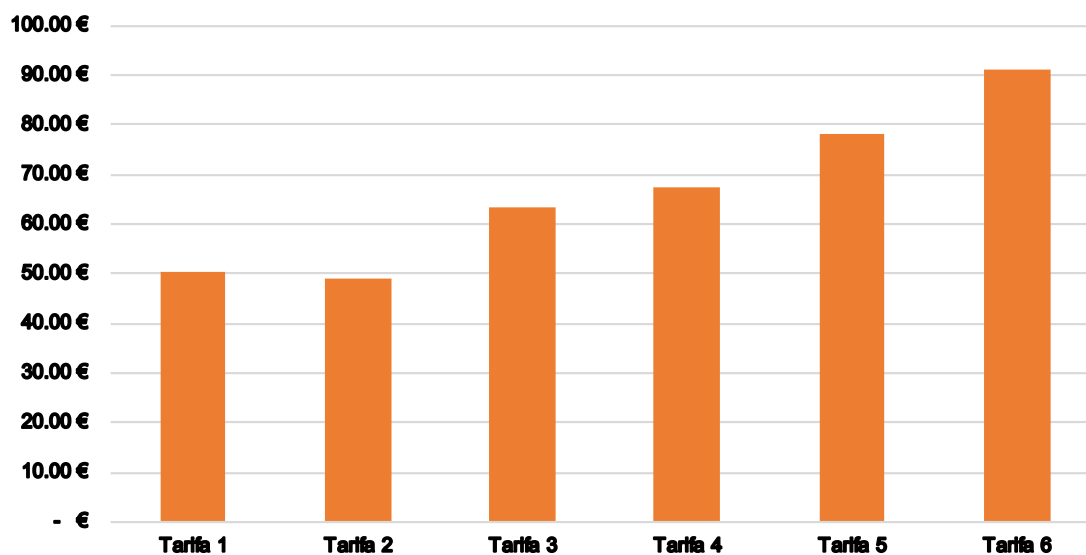


Figura 4. Precios medios para el 18/04/2019 (día festivo)

Elaboración propia.

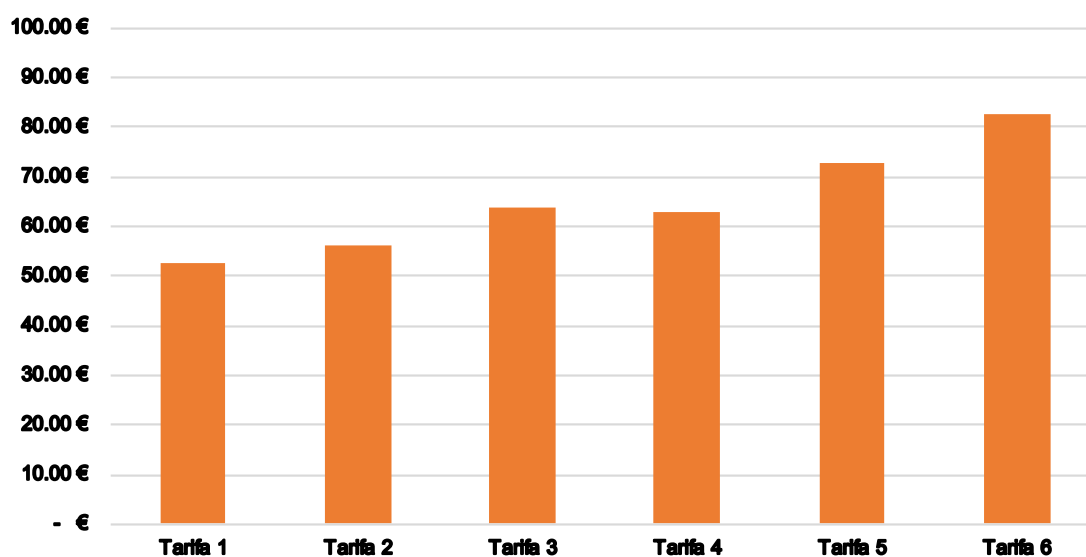


Figura 5. Precios medios para el día 25/04/2019

Elaboración propia

Festividad/No festividad	N	MEDIA	DESV. DESVIACIÓN	DESV. ERROR PROMEDIO
FESTIVO	2501	70,64894	21,612431	0,432162
NO FESTIVO	5084	68,03200	17,322457	0,242944

Tabla 10. Precios en día festivo y no festivo. Estadísticos descriptivos.

Elaboración propia

	TEST DE LEVENE		PRUEBA DE T PARA IGUALDAD DE MEDIAS		
	F	Sig.	t	Sig. (Bilateral)	Difer. Medias
SE HAN ASUMIDO VARIANZAS IGUALES	118,451	0,000	5,686	0,000	2,616938
NO SE HAN ASUMIDO VARIANZAS IGUALES			5,279	0,000	2,616938

Tabla 11. Precios medios en día festivo y no festivo. Prueba de Levene y t de Student.

Elaboración propia

Gracias a la prueba de t de Student comprobamos que hay una diferencia entre ambos días, aunque sea ligera, durante todo el periodo analizado. La prueba de Levene contrasta la hipótesis nula de que las varianzas son iguales. Como se aprecia en la tabla 11, debemos rechazar la hipótesis nula de que exista homocedasticidad con una significación de 0.000. Por lo tanto, asumimos que para la variable precio, las varianzas son heterogéneas. A partir de la prueba t de Student, asumiendo heterocedasticidad, observamos que existen diferencias en función al si el día es o no festivo con una significación bilateral de 0.000. A pesar de que la diferencia de precios en día festivo (70,64) es sólo ligeramente superior a la del día no festivo (68,03), esa diferencia es suficientemente significativa. Dicho de otro modo, se puede afirmar que con un margen de error de aproximadamente el 1%, los precios en los días festivos son siempre ligeramente superiores a los de los días no festivos.

4.1.2. Influencia del tipo de tren sobre los precios.

Tipo tren	N	MEDIA	DESV. DESVIACIÓN	DESV. ERROR PROMEDIO
Tren AV City	952	52,52742	7,608048	0,246578
Tren AVE	6633	71,24402	18,855128	0,231513

Tabla 12. Precios medios en función al tipo de tren. Estadísticos descriptivos.

Elaboración propia

	TEST DE LEVENE		PRUEBA DE T PARA IGUALDAD DE MEDIAS		
	F	Sig.	t	Sig. (Bilateral)	Difer. Medias
Se han asumido varianzas iguales	362,367	0,000	-30,275	0,000	-18,71660
No se han asumido varianzas iguales			-55,337	0,000	-18,71660

Tabla 13. Precios medios en función al tipo de tren. Prueba de Levene y t de Student.

Elaboración propia

Con una diferencia más abrupta que el caso de la estacionalidad, y asumiendo igualmente heterocedasticidad, comprobamos que las medias de precios entre ambos trenes son significativas. Esto es debido, entre otras cosas, a que el AV City no comercializa las tarifas más caras (preferente), por lo tanto, es evidente que su precio medio sea inferior.

4.1.3. Influencia del tipo de tarifa sobre los precios.

Volviendo a las figuras 4 y 5, observamos gráficamente que las medias de los precios de las tarifas son claramente diferentes. Es decir, cada clase de tarifa, con sus respectivos servicios, está respaldada con un precio que, a lo largo del periodo analizado, la ha diferenciado del resto de la oferta. No obstante, podemos observar que la estratificación tarifaria se hace más notoria a medida que la tarifa se encarece. A continuación, verificamos estadísticamente que las tarifas están claramente diferenciadas unas de las otras con precios medios considerablemente diferentes. Para valorar las diferencias estadísticamente, aplicamos un ANOVA y el test de *Games-Howell* como prueba *post-hoc*, que asume heterocedasticidad, tras rechazar la hipótesis nula de que las varianzas sean iguales con una significación del 0.000 en la Prueba de Levene.

Con una significación del 0.000, podemos descartar la hipótesis nula de que la media es igual entre los grupos. No obstante, gracias a la Prueba *Games-Howell*, podemos afirmar que, estadísticamente, la clase turista y la clase turista plus con posibilidad de hacer cambios no tienen una media significativamente diferente con una significación del 0.977, siendo las únicas tarifas que no han mostrado diferencias en sus medias. Respaldamos así estadísticamente lo observado en la tabla 16, siendo la diferenciación de precios más señalada en las tarifas más caras, destinadas a personas menos sensibles a los precios.

Estadístico de Levene	Sig.	ANOVA (entre grupos)	Sig.
199,746	0,000	954,924	0,000

Tabla 14. Precios medios en función de la tarifa. Prueba de Levene y ANOVA

Elaboración propia

(I) Tipo de tarifa	(J) Tipo de tarifa	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.
Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	-1,016874949953795	3,689192419483071	0,999
	Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-12,173549268346903	1,125882086876835	0,099
	Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-13,747343999988509	2,434457558593261	0,161
	Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	-23,825193722301540	2,890165467878190	0,114
	Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-35,399916314341790	4,353878676413373	0,147
Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	1,016874949953795	3,689192419483071	0,999
	Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-11,156674318393108	3,542583112169616	0,420
	Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-12,730469050034714	4,148357293878035	0,330
	Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	-22,808318772347747	4,431178293049692	0,135
	Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-34,383041364387990	5,498958461563999	0,090
Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	12,173549268346903	1,125882086876835	0,099
	Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	11,156674318393108	3,542583112169616	0,420
	Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-1,573794731641605	2,205977788476093	0,953
	Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	-11,651644453954638	2,700520473977853	0,312
	Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-23,226367045994884	4,230368060533869	0,252
Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	13,747343999988509	2,434457558593261	0,161
	Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	12,730469050034714	4,148357293878035	0,330
	Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	1,573794731641605	2,205977788476093	0,953
	Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	-10,077849722313033	3,457135224635463	0,328

	Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-21,652572314353280	4,749209098221177	0,210
Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	23,825193722301540	2,890165467878190	0,114
	Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	22,808318772347747	4,431178293049692	0,135
	Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	11,651644453954638	2,700520473977853	0,312
	Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	10,077849722313033	3,457135224635463	0,328
	Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	-11,574722592040246	4,998145644711697	0,467
Clase Preferente con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	Clase Turista sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	35,399916314341790	4,353878676413373	0,147
	Clase Turista Plus sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	34,383041364387990	5,498958461563999	0,090
	Clase Turista con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	23,226367045994884	4,230368060533869	0,252
	Clase Turista Plus con posibilidad de hacer cambios y anulaciones	21,652572314353280	4,749209098221177	0,210
	Clase Preferente Promo sin posibilidad de hacer cambios ni anulaciones	11,574722592040246	4,998145644711697	0,467

Tabla 15. Precios medios en función de la tarifa. Prueba *post-hoc* de *Games-Howell*.

Elaboración propia

4.1.4. Influencia de la antelación sobre los precios.

En la tabla 16, encontramos gráficos de doble eje donde se aprecia la evolución de los precios medios y el número de tarifas ofertadas por cada día y tipo de tren. Podemos ver que, cuanto más nos aproximemos a la fecha de salida, el número de tarifas ofertadas decrece y el precio medio tiende a aumentar en todos los casos, sobre todo, en el AVE. Igualmente, observamos que Renfe actualizó el precio de las tarifas acorde a la oferta durante todo el periodo analizado. Así, cuanto más se acerque el día de la salida, los precios se encarecen ya que la oferta de asiento ha ido disminuyendo a medida que pasaba el tiempo. Esto, no obstante, no parece tan evidente en la versión low-cost del AVE, el tren AV City. La influencia de la antelación sobre los precios será analizada en el siguiente apartado.

Acerca de la tabla 16, cabe destacar que vemos un aumento inesperado en la oferta de asientos a 12 días de la salida de los trenes analizados. No podemos decir que este comportamiento sea aleatorio sino algo sistemático. Esto podría ser, por ejemplo, una actualización del inventario ante cancelaciones. Estos reajustes, aparentemente dinámicos, del inventario y de las tarifas parecen indicios de una estrategia clara de *dynamic pricing* (Sato y Sawaki, 2012).



Tabla 16. Nº de tarifas ofertadas y evolución de los precios por tipo de tren y días analizados (festivo/ no festivo)

Elaboración propia

Para valorar estadísticamente cómo se relacionan los precios con la antelación para los diferentes días mediante el coeficiente de determinación de Pearson.

		Antelación	Precio
Antelación	Correlación de Pearson	1	-0,172**
	Sig. (bilateral)		0,000
	N	7585	7585
Precio	Correlación de Pearson	-0,172**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	
	N	7585	7585

Tabla 17. Correlación de Pearson: Precio y Antelación.

Elaboración propia

En la Tabla 17, están correlacionados los precios de ambos días con la antelación. Observamos que hay, como era de esperar, una relación negativa, ya que, a mayor antelación, menor el precio. Igualmente, concluimos que la correlación es estadísticamente significativa con un valor de 0.000. No obstante, dado el tamaño del coeficiente, es una relación inversa con una intensidad relativamente baja. Sería interesante valorar si las correlaciones son diferentes en función del día analizado. Por ello, correlacionamos primero el precio con la antelación para el día festivo 18/04/2019 (Tabla 18) y luego, para el día no festivo 25/04/2019 (Tabla 19). Ambas son estadísticamente significativas con un nivel de significación de 0.000. Curiosamente, para el día festivo observamos una correlación más modesta que para el día no festivo.

		Antelación	Precio
Antelación	Correlación de Pearson	1	-0,112**
	Sig. (bilateral)		0,000
	N	2501	2501
Precio	Correlación de Pearson	-0,112**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	
	N	2501	2501

Tabla 18. Correlación de Pearson: Precio y antelación (Día Festivo)

Elaboración propia

		Antelación	Precio
Antelación	Correlación de Pearson	1	-0,213**
	Sig. (bilateral)		0,000
	N	5084	5084
Precio	Correlación de Pearson	-0,213**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	
	N	5084	5084

Tabla 19. Correlación de Pearson: Precio y antelación (Día no festivo)

Elaboración propia

4.1.5. ¿Qué variables explican mejor el funcionamiento de los precios?

A continuación, analizaremos la causalidad de las diferentes variables explicativas analizadas y la variable dependiente “precio”. En los análisis anteriores, hemos considerado la condición de festivo o no del día y el tipo de tren como variables explicativas. Para esta regresión, debemos descartarlas ya que son variables nominales. Para estas regresiones, se incluye la variable hora de salida que ha sido codificada como una variable ordinal clasificada de más temprana (6:20) a más tardía (21:25). Por lo tanto, ejecutaremos 4 regresiones que podrán encontrar en los anexos.

1. Tren AVE con los datos del 18/04/2019 (festivo).
2. Tren AVE con los datos del día 25/04/2019 (no festivo)
3. Tren AV City con los datos del 18/04/2019 (festivo)
4. Tren AV City con los datos del 25/04/2019 (no festivo)

En primer lugar, en cuanto la bondad de las cuatro regresiones cabe destacar que todas tienen una significación del 0.000; por lo tanto, concluimos que los cuatro modelos son estadísticamente significativos y que podemos confiar en los valores de R-cuadrado. El modelo que más consigue explicar a la varianza de la variable precio es el del Tren AV City para el día festivo con un 78.4% y el que menos, con un 37.1% de la variable explicada, el tren AVE en día no festivo.

Para todos los trenes, el coeficiente de beta más alto es el de la variable tarifa con signo positivo. Esto es debido a que las tarifas se han ordenado de menor (tarifa 1) a mayor (tarifa 6) en función del precio, tal y como se observa en la Tabla 2. La tipología de tarifa es lo que más condiciona a los precios. Como ya se demostró, las tarifas están claramente diferenciadas una de las otras por sus precios medios.

Después, observamos claramente que la antelación es el segundo factor que más está influyendo sobre los precios con un coeficiente beta negativo en todos los casos. Por lo tanto, queda demostrado que, a mayor antelación, más baratos serán los precios y que, a medida que el día de salida se aproxima, los precios suben. Respecto a la influencia de la antelación, cabe destacar que esta no parece explicar el precio en el tren AV City (versión low-cost) para el día no festivo (significación superior a 0.05). Por lo tanto, comprobamos que este tren ha tendido hacia un precio único durante todo el periodo de venta. Si lo comparamos con el resto de los trenes, para los que la antelación sí parece tener una influencia significativa, es igualmente el tren cuyo inventario se actualiza menos. Se registran 13 asientos disponibles a 68 días de la salida del tren, y se sigue ofertando el mismo número de asientos el día de la salida. Igualmente, para este tren, se ha excluido del modelo de regresión la hora de salida ya que sólo hay una hora de salida registrada para un AV City en día no festivo, el de las 21:25

Variables del modelo para el día festivo	Tren AVE			Tren AV City				
	Coefficientes no estandarizados	Coefficiente estandarizado	t-valor	Coefficientes no estandarizados	Coefficientes estandarizados	t-valor		
Variable Dependiente: Precios								
(Consante)	56,663		40,041	25,818		39,076		
Antelación	-0,170	-0,160	-9,484	-0,068	-0,175	-7,550		
Hora de salida	-1,096	-0,096	-5,670	13,575	0,752	32,342		
Tarifa	7,297	0,614	36,328	3,171	0,442	19,810		
Factores que influyen en los precios								
	Precio	Antelación	Hora de salida	Tarifa	Precio	Antelación	Hora de salida	Tarifa
Precios	1,000	-0,170	-0,084	0,615	1,000	0,044	0,749	0,519
Antelación	-0,170	1,000	-0,002	-0,016	0,044	1,000	0,284	0,012
Hora de salida	-0,084	-0,002	1,000	0,018	0,749	0,284	1,000	0,105
Tarifa	0,615	-0,016	0,018	1,000	0,519	0,012	0,105	1,000
Variables excluidas	-							
Resumen del Modelo								
R	0,643			0,886				
R ²	0,413			0,784				
Error estándar de la estimación	15,83			3,67				
ANOVA	481,943		Sig. 0,000		532,254		Sig. 0,000	

Tabla 20. Modelo de regresión: Resultados para el día festivo

Elaboración propia

Variables del modelo para el día <u>no festivo</u>	Tren AVE			Tren AV City				
	Coefficientes no estandarizados	Coefficiente estandarizado	t-valor	Coefficientes no estandarizados	Coefficientes estandarizados	t-valor		
Variable Dependiente: Precios								
(Constante)	65,841		53,211	25,818		91,096		
Antelación	-0,195	-0,209	-17,74	-0,016	-0,060	-1,888		
Hora de salida	-0,897	-0,133	-11,31	-	-	-		
Tarifa	5,492	0,541	46,00	3,372	0,699	22,114		
Factores que influyen en los precios								
	Precio	Antelación	Hora de salida	Tarifa	Precio	Antelación	Hora de salida	Tarifa
Precios	1,000	-0,239	-0,143	0,559	1,000	-0,090	.	0,701
Antelación	-0,239	1,000	-0,039	-0,066	-0,090	1,000	.	-0,044
Hora de salida	-0,143	-0,039	1,000	-0,034	.	.	1,000	.
Tarifa	0,559	-0,066	-0,034	1,000	0,701	-0,044	.	1,000
Variables excluidas								Hora de salida
Resumen del Modelo								
R	0,609			0,704				
R ²	0,371			0,496				
Error estándar de la estimación	14,02			3,80				
ANOVA	900,426		Sig. 0,000		248,603		Sig. 0,000	

Tabla 21. Modelo de regresión. Resultados para el día no festivo

Elaboración propia

4.1.6. ¿Son los precios medios diferentes en función de la hora de salida?
Representación gráfica.

Para las 7585 tarifas analizadas, observamos que, los precios medios varían con la hora de salida. Renfe considera diferentes sensibilidades al precio y tipos de demanda, así como reconociendo cierta estacionalidad a lo largo del día, con horarios picos y horarios valles.

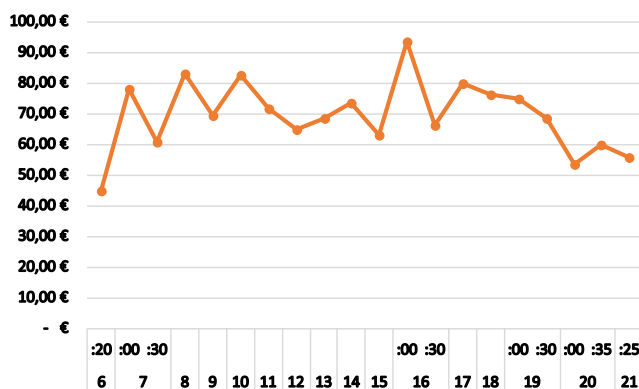


Figura 6. Evolución precios medios en función de la hora de salida

Elaboración propia

CAPÍTULO 5. Conclusiones

Merece la pena comenzar este capítulo destacando que el objetivo de esta investigación es evaluar las estrategias de *Revenue Management* aplicadas por Renfe en el AVE considerando nivel de implementación actual en la industria tras realizar una revisión sistemática de la literatura. Para obtener información directa de las tarifas de Renfe, hemos utilizado herramientas de *web-scraping*. Con estas herramientas, se ha automatizado la monitorización de todas las tarifas del AVE Madrid-Sevilla durante 69 días para un día festivo (Jueves Santo 2019) y otro no festivo, obteniendo información sobre los precios bajo la influencia de la estacionalidad, el tipo de tarifa, el tipo de tren y el horario de salida. En este estudio se utilizan herramientas gráficas y estadísticas para evaluar de la forma más objetiva y exacta posible los resultados obtenidos.

Las conclusiones se expondrán de la siguiente forma: en primer lugar, las obtenidas de la revisión sistemática de la literatura (parte teórica) y, por último, las obtenidas del análisis cuantitativo y cualitativo de las variables capturadas (parte empírica).

En referencia a la parte teórica, primero, cabe destacar la estrecha unión de las investigaciones aplicables al tren de alta velocidad con al transporte aéreo. Resulta evidente que estas últimas hayan inspirado las investigaciones sobre la alta velocidad, tal y como ha pasado con otras muchas industrias. Después de esta revisión, podemos afirmar que las investigaciones en este campo llegan en la década de los 90, años más tarde que la implementación en aerolíneas. En Europa, las primeras investigaciones surgen en Francia con la implementación de *Revenue Management* en la SNFC y, en Estados Unidos, en la compañía AMTRAK (Mitev, 1996; Ben-khedher, Kintanar, Queille, y Stripling, 1998; Kraft, Srikar, y Phillips, 2000; Kraft, Srikar, y Phillips, 2000).

Hay un amplio consenso en la literatura en las diferencias entre estos modos de transporte. Estas diferencias hacen que las estrategias deban ser reformuladas y diseñadas específicamente para el tren. Una de las diferencias más destacadas en la literatura es la de condición de *multi-leg* o multi-tramo del tren, lo que conlleva que un asiento pueda ser ocupado por varios pasajeros en una misma ruta debido al flujo iterativo de entradas y salidas al tren. Además, se produce un mayor número de *walk-ups* (reservas realizadas el día de la salida), dificultando las previsiones (Ciancimino et al., 1999; Armstrong y Meissner, 2010; Hetrakul y Cirillo 2015; W. Yuan, Nie, Wu, y Fu, 2018).

A pesar de haber sido un tema de investigación sobre la mesa ya por algunos años, se han detectado ciertos *gaps* en la literatura. La mayor parte de las investigaciones en esta materia se han encontrado sobre el control de la capacidad y sobre *pricing*. Además, aunque en menor medida, sobre el *forecasting* y los retos del en esta industria. En cambio, no hemos encontrado trabajos específicos de, por ejemplo, *overbooking*, un elemento esencial en *Revenue Management*. Autores como Soheil, Lin, y Chellappan, (2008); Yang, Xu, y Yang (2013); Yuan, He, y Lixia (2014) excluyen de sus modelos la acción de *overbooking*. En otras industrias, el *overbooking* es una técnica fundamental, en cambio, para el mundo del tren como puede ser el AVE, los pasajeros pueden moverse libremente por el tren e incluso pasar todo el viaje, si quisieran, disfrutando del servicio de restauración y no estar sentados en sus asientos. Es por eso por lo que la capacidad del tren es, en cierta medida, aumentable, a diferencia de otros modos de transporte. Sato y Sawaki (2012), por otro lado, si incluyen en sus modelos el *overbooking* como parte fundamental para la gestión de inventario.

En general, las investigaciones orientadas a la gestión de inventario y el control de la capacidad han estado enfocadas a la optimización de los ingresos mediante modelos de programación tanto lineales como no lineales. Por lo tanto, en cierto modo, es un campo de la dirección de operaciones con aún una mayor presentación de investigaciones de ingeniería que de investigaciones enfocadas a la gestión y dirección.

Además, otras de las conclusiones que podemos sacar de la literatura es que, cuando se habla de *Revenue Management* en la alta velocidad, nos referimos a países. Al ser un mercado aún bastante nacionalizado y carecer de competencia privada, cada país tiene su propia operadora que aplica o no estas estrategias.

Nuestra radiografía sobre el AVE indica que Renfe está aplicando, sin ninguna duda, estrategias de *Revenue Management*. No obstante, estas estrategias se descuidan más en la versión "low-cost", el tren AV City, donde los precios parecen comportarse de una forma rígida y el inventario no parece actualizarse con las ventas. La versión low-cost del AVE parece similar al segundo modelo de *pricing* expresado por Sato y Sawaki (2012), aplicado en países como Alemania, en el que los precios están predeterminados con cierto nivel de cambio. En la regresión, obtenemos que la antelación no tiene relación con los precios e incluso, para el día no festivo, la antelación se excluye de la de regresión. Un modelo estático como este conlleva a un modelo con un R^2 elevado, ya que los precios son fácilmente predecibles y lineales. Por último, tampoco se parece al modelo de precios flexibles tratado por Wang (2018), ya que el Tren AV City está destinado a exclusivamente a personas de clase turista, dispuestas a pagar menos y que son más sensibles al precio. Wang (2018) defiende que debe haber tarifas abiertas para todas las sensibilidades al precio. Por el simple hecho de tener un tren "low-cost" exclusivo, debemos descartar que se aplique una estrategia de precios flexibles.

En cambio, concluimos que para el tren AVE, los precios se revalorizan de forma constante y podría decirse que incluso de manera automática en función al número de tarifas ofertadas. Vemos la tendencia clara de, cuantas menos tarifas abiertas haya, más caro el precio. A medida que pasa el tiempo y, por ello, a menor antelación, la oferta de asientos es menor y por ello, mayor el precio. Esto explica que obtengamos una correlación de Pearson negativa ya que existe una relación indirecta entre la antelación y el precio. Por ende, se observa también una política de gestión de inventario que respalda esa actualización diaria de precios, ligados de esta forma al comportamiento de la demanda. Esto explica que el R^2 de las regresiones para el Tren AVE sea más bajo que el AV City, ya que la demanda no tiene un comportamiento lineal. Además, una política de gestión de inventario que también podría tener en cuenta las cancelaciones, por ejemplo. A dos semanas antes de la salida del tren, observamos que se ofertan asientos extras que podrían ser refertados. En cualquier caso, esta retroalimentación entre los precios y el número de tarifas nos hace pensar que Renfe ya podría estar aplicando un cierto grado de *dynamic pricing* en el AVE (los precios cambian según en las ventas a tiempo real).

Igualmente, parece haber un componente de estacionalidad en la determinación de los precios. Aunque el precio medio del día festivo (70,65 €) no fue mucho más elevado que el del día no festivo (68,00 €), se puede afirmar estadísticamente que, con un margen de error de aproximadamente el 1%, los precios en los días festivo han sido siempre ligeramente superiores a los de los días no festivos. La estacionalidad cuenta, así como también el horario de salida, en los que se observan horarios picos y valles en precios medios.

Hay que añadir que obtenemos una estratificación tarifaria sólida. En general, todas las tarifas se han diferenciado una de las otras por sus precios medios, captando distintas sensibilidades al precio durante todo el periodo de venta, tal y como se aprecia en la figura 7. Algo importante que nos indica que no se aplica el modelo de gestión de inventario EMSR (Kraft et al., 2000).

En cualquier caso, concluimos con que hay evidencias suficientes para pensar que Renfe podría estar aplicando estrategias de *Revenue Management* más avanzadas de las que podríamos pensar, al menos para la modalidad AVE. Es interesante seguir trabajando en este campo debido a los cambios que acaecerán cuando el mercado se abra. Sin duda, será interesante presenciar cómo las estrategias de Revenue Management de Renfe se acomodan a esta nueva situación para seguir optimizando sus ingresos.

CAPÍTULO 6. Bibliografía

- Abrate, G., Viglia, G., Sánchez-García, J., & Forgas-Coll, S. (2016). Price competition within and between airlines and high-speed trains : the case of the Milan – Rome route. *Tourism Economics*, 22(2), 311–323. <https://doi.org/10.5367/te.2016.0549>
- Armstrong, A., & Meissner, J. (2010). *Railway Revenue Management: Overview and Models*.
- Azadeh, S. S., Labib, R., & Savard, G. (2015). Forecasting Rail Transportation Demand Using Artificial Neural Network Railway demand forecasting in revenue management using neural networks. *Int. J. Revenue Management*, 7(1), 19–36.
- Ben-khedher, N., Kintanar, J., Queille, C., & Stripling, W. (1998). Schedule Optimization at SNCF: From Conception to Day of Departure. *Journal on Applied Analytics*, 28(1), 6–23.
- Chuang, H. M., Chu, C. P., & Niu, W. F. (2010). A study on revenue management of taiwan high speed railway. *IEEM2010 - IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 999–1003. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2010.5674227>
- Ciancimino, A., Inzelillo, G., Lucidi, S., & Palagi, L. (1999). A mathematical programming approach for the solution of the railway yield management problem. *Transportation Science*, 33(2), 168–181. <https://doi.org/10.1287/trsc.1090.0306>
- Du, X.-D., Yin, M. (2011). Seat control model research on railway passenger transport. *Research Journal of Information Technology*, 3(2), 140–145.
- Finez, J. (2015). *La construction des prix à la SNCF, une socio-histoire de la tarification*. *Revue française de sociologie* (Vol. 55). <https://doi.org/10.3917/rfs.551.0005>
- Glišović, N., Milenković, M., Bojović, N., Švadlenka, L., & Avramović, Z. (2016). A hybrid model for forecasting the volume of passenger flows on Serbian railways. *Operational Research*, 16(2), 271–285. <https://doi.org/10.1007/s12351-015-0198-5>
- Gopalakrishnan, R., & Rangaraj, N. (2010). Capacity management on long-distance passenger trains of Indian Railways. *Interfaces*, 40(4), 291–302. <https://doi.org/10.1287/inte.1100.0495>
- Helve, V. (2015). Demand Forecasting in a Railway Revenue Management System. *Manufacturing & Service Operations Management*, 5(3), 203–229.
- Hetrakul, P., & Cirillo, C. (2015). Customer heterogeneity in revenue management for railway services. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 14(1), 28–49. <https://doi.org/10.1057/rpm.2014.27>
- Hortelano, A. O., Guzman, A. F., Preston, J., & Vassallo, J. M. (2016). Price Elasticity of Demand on the High-Speed Rail Lines of Spain: Impact of the New Pricing Scheme. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2597(1), 90–98. <https://doi.org/10.3141/2597-12>
- Kellermann, N., & Cleophas, C. (2015). Revenue management and the railway conundrum-The consequences of reference prices in passenger railway transport practice. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 14(3), 155–165. <https://doi.org/10.1057/rpm.2015.9>
- Kraft, E. R., Srikar, B. N., & Phillips, R. L. (2000). *Revenue management in railroad applications*. *Transportation Quarterly* (Vol. 54).
- Kuo, Y. W., Hsieh, C. H., Feng, C. M., & Yeh, W. Y. (2013). Effects of price promotions

- on potential consumers of high-speed rail. *Transportation Planning and Technology*, 36(8), 722–738. <https://doi.org/10.1080/03081060.2013.851508>
- Lang, M., Laperrouza, M., & Finger, M. (2013). Competition Effects in a Liberalized Railway Market. *Journal of Industry, Competition and Trade*, 13(3), 375–398. <https://doi.org/10.1007/s10842-011-0117-2>
- Lei, D. Y., Niu, F., & Zhang, Y. G. (2017). An information integration approach for waiting room management in high speed railway stations. *Information Discovery and Delivery*, 45(1), 45–54. <https://doi.org/10.1108/IDD-08-2016-0027>
- Li, C., Song, X., & Li, X. (2010). Seats Allotment Optimization for China Railway Operation Management. In *2010 International Conference on Management and Service Science* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICMSS.2010.5578524>
- Li, J., & Rong, W. Z. (2018). Research on Competitive Ticket Pricing of China's High Speed Rail - - A Case Study of Beijing - Shanghai High - Speed Railway. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 392(6), 0–7. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/392/6/062138>
- Luo, H., Nie, L., & He, Z. (2017). Modeling of multi-train seat inventory control based on revenue management. In *2016 International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences (LISS)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/liss.2016.7854371>
- Ma, M., Liu, J., & Cao, J. (2014). Short-Term Forecasting of Railway Passenger Flow Based on Clustering of Booking Curves. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 8.
- McGill, J. L., & Ryzin, G. (1999). Revenue Management: Research Overview and Prospects. *Transportation Science*, 33(2), 233–256.
- Medina-López, C., Martín-García, J. A., & Alfalla-Luque, R. (2010). Una propuesta metodológica para la realización de búsquedas sistemáticas de bibliografía. *Working Papers Operation Management*, 1(2), 13–30.
- Mitev, N. N. (1996). More than a failure? The computerized reservation systems at French Railways. *Information Technology & People*, 9(4), 8–19.
- Moreno, M. R. (2017). *Marketing turístico: Fundamentos y dirección*. Ediciones Pirámide.
- Nakagawa, S., Shibata, M., & Fukasawa, N. (2017). Optimization System of Reserved / Non-Reserved Seating plans for Improving Convenience and Revenue of Intercity Express Trains. *International Journal of Transport Development and Integration*, 1(3), 359–370. <https://doi.org/10.2495/TDI-V1-N3-359-370>
- Pagliara, F., Vassallo, J. M., & Román, C. (2012). High-Speed Rail Versus Air Transportation: Case Study Of Madrid-Barcelona, Spain. *Journal of Transportation Research Board*, 2289(1).
- Ruiz-Rúa, A., & Palacín, R. (2013). Towards a liberalised European high speed railway sector: Analysis and modelling of competition using Game Theory. *European Transport Research Review*, 5(1), 53–63. <https://doi.org/10.1007/s12544-012-0084-7>
- Ryzin, G., & Gallego, G. (1997). A multiproduct dynamic pricing problem and its applications to network yield management. *Operational Research*, 45(1), 24–41.
- Sato, K., & Sawaki, K. (2012). Dynamic pricing of high-speed rail with transport competition. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 11(5), 548–559. <https://doi.org/10.1057/rpm.2011.29>
- Soheil, S., Lin, K. Y., & Chellappan, S. (2008). Multiproduct revenue management: An empirical study of Auto Train at Amtrak. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 7(2), 172–185. <https://doi.org/10.1057/rpm.2008.9>

- Talón, P., González, L., & Segovia, M. (2011). *Yield Management en el Sector hotelero: Estrategias de implementación*. Delta.
- Tomeš, Z., Kvizda, M., Jandová, M., & Rederer, V. (2016). Open access passenger rail competition in the Czech Republic. *Transport Policy*, 47(September 2011), 203–211. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2016.02.003>
- Wang, Y. (2018). Based on Marketing Segmentation to Research the Flexible Pricing of High-Speed Rail. *Management and Engineering*, 31. <https://doi.org/10.5503/J.ME.2018.31.007>
- Xiaoqiang, Z., Lang, M., & Jin, Z. (2017). Dynamic pricing for passenger groups of high-speed rail transportation. *Journal of Rail Transport Planning & Management*, 6(4), 346–356. <https://doi.org/10.1016/j.jrtpm.2017.01.001>
- Xie, M.-Q., Li, X.-M., Zhou, W.-L., & Fu, Y.-B. (2014). Forecasting the Short-Term Passenger Flow on High-Speed Railway with Neural Networks. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2014(i), 1–8. <https://doi.org/10.1155/2014/375487>
- Yang, Q.-Q., Xu, L.-P., & Yang, Y. (2013). Dynamic pricing for multiple-class high-speed railway on the Internet. In *2nd International Conference on Civil Engineering and Transportation* (pp. 1263–1267). <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.253-255.1263>
- You, P. (2008). An efficient computational approach for railway booking problems. *European Journal of Operational Research*, 185, 811–824. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.049>
- Yuan, H., He, S., & Lixia, T. (2014). A Column Generation algorithm for High-speed railway seat inventory control. *Advanced Research Materials*, 919–921, 1055–1062. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.919-921.1055>
- Yuan, W., Nie, L., Wu, X., & Fu, H. (2018). A dynamic bid price approach for the seat inventory control problem in railway networks with consideration of passenger transfer. *PLoS One*, 13(8), 1–23.
- Zheng, J., & Liu, J. (2016). The Research on Ticket Fare Optimization for China ' s High-Speed Train. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 1–8.
- Zheng, J., Liu, J., & Clarke, D. B. (2017). Ticket Fare Optimization for China ' s High-Speed Railway Based on Passenger Choice Behavior. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2017(1995).
- Zhu, Y. T., Wang, F. Z., Lv, X. Y., & Pan, Y. (2014). Dynamic pricing for railway tickets with demand-shifted passenger groups. In *International Conference on Management Science and Engineering - Annual Conference Proceedings* (pp. 256–262). <https://doi.org/10.1109/ICMSE.2014.6930238>