

DESENTRAÑANDO EL COMPORTAMIENTO DE LOS VIAJEROS DEL TRANSPORTE PÚBLICO: UN ESTUDIO SOBRE ELECCIONES, PERCEPCIONES Y SATISFACCIÓN

Francisca Giraldez^{1*} y Sebastián Raveau^{1*}.

¹ Departamento de Ingeniería de Transporte y Logística, Pontificia Universidad Católica de Chile

*Autor para correspondencia:
fgiraldez@uc.cl
sraveau@uc.cl

RESUMEN

Comprender y modelar el comportamiento de los viajeros es clave para la planificación de transporte público. Este estudio se centra en tres componentes de este comportamiento: la elección de ruta, la percepción de los atributos del viaje y la satisfacción con los niveles de servicio, utilizando modelos de elección discreta en el contexto de usuarios del Metro de Santiago. El modelo de elección de ruta tiene dos clases latentes, una compensatoria (que al momento de elegir considera el tiempo en el vehículo, el tiempo de espera, el tiempo de caminata, el hacinamiento y si la ruta utiliza nuevas líneas de Metro) y otra pseudo-lexicográfica que minimiza los transbordos. En general, las percepciones de los viajeros tienden a sobrestimar el tiempo en el vehículo (aunque los adultos mayores estiman valores más cercanos a los reales), el tiempo de espera y la ocupación. El modelo de satisfacción consideró parámetros aleatorios para el tiempo de espera y la ocupación, y variaciones sistemáticas de gustos en el caso de la ocupación. Finalmente, concluimos que la satisfacción se explica mejor con datos perceptuales que con datos operacionales.

Palabras clave Elección de ruta, satisfacción, percepción, transporte público, elección discreta, comportamiento.

ABSTRACT

Understanding and modelling traveller behaviour is key for public transport planning. This study focuses on three components of this behaviour: route choice, perception of travel attributes, and satisfaction with service levels, using discrete choice models in the context of Santiago Metro users. The route choice model had two latent classes, one compensatory (which when choosing considers in-vehicle time, waiting time, walking time, crowding, and whether the route uses new Metro lines) and another pseudo-lexicographic that minimizes transfers. In general, travellers' perceptions tend to overestimate in vehicle time (although elders perceive values closer to the real ones), waiting time, and occupancy. The satisfaction model considered random parameters for waiting time and occupancy, and systematic taste variations in the case of occupancy. Finally, we concluded that satisfaction is better explained with perceptual data than with operational data.

Keywords Route choice, satisfaction, perception, public transport, discrete choice, behaviour.

1. INTRODUCCIÓN

Comprender y modelar el comportamiento de los viajeros es crucial para los procesos de planificación urbana y evaluación de proyectos. Los modelos de comportamiento permiten predecir patrones de viaje, analizando diferentes decisiones de los viajeros: a dónde ir, qué modo usar o qué ruta tomar, entre otros. En particular, una predicción adecuada es importante para mejorar la

competitividad del transporte público frente a los vehículos privados y, por tanto, mantener (o incluso aumentar) el uso del transporte público (De Oña y De Oña, 2014).

Este estudio se centra en tres aspectos del comportamiento de los viajeros del transporte público: su elección de ruta, su percepción de los atributos del viaje y su satisfacción con los niveles de servicio. Por un lado, los factores que influyen en la elección de ruta de los viajeros determinan las cargas resultantes en la red y los niveles de servicio, información utilizada por los operadores para ajustar la frecuencia ofrecida a la demanda de cada servicio. Por otro lado, es de gran interés analizar cómo la percepción del nivel de servicio experimentado por los viajeros se relaciona con el nivel de servicio real, dado que este se utiliza generalmente para modelar y predecir patrones de viaje (Orellana y Raveau, 2018). Además, identificar los principales factores que influyen en la satisfacción de los pasajeros ayuda a retener a los pasajeros (evitando que cambien a modos privados menos sustentables) y a gestionar los niveles de uso del transporte público.

Estos tres aspectos del comportamiento han sido ampliamente estudiados en la literatura. Sin embargo, hay una clara brecha por abordar: la mayoría de los estudios previos se centran solo en uno de estos aspectos a la vez, con unos pocos centrándose en dos. Además, es común que estos estudios requieran una alta desagregación de información o mediciones complejas (Abenzoza *et al.*, 2018; Daskalakis y Stathopoulos, 2008; Dell'Olio *et al.*, 2010; Li y Hensher, 2013; Meng *et al.*, 2018). Uno de los objetivos de este estudio es utilizar una breve encuesta para recopilar la información necesaria sobre los tres aspectos del comportamiento de los viajeros del transporte público, proporcionando un análisis conjunto de la elección de ruta, la percepción y la satisfacción. La información de la encuesta se complementa con datos operacionales para modelar y comprender los tres componentes del comportamiento mediante modelos de elección discreta; esto nos permite identificar los principales factores que influyen en cada componente del comportamiento y luego hacer recomendaciones de política pública sobre la gestión del transporte público.

El estudio de caso será el Metro de Santiago, Chile. Se realizan más de 18 millones de viajes diarios en Santiago, de los cuales 4,6 millones (26%) se hacen en transporte público (SECTRA, 2014). Metro de Santiago es un componente crucial del sistema de transporte público de la ciudad, ya que 2,8 millones de viajes diarios (61% de los viajes en transporte público) tienen al menos un tramo en el Metro de Santiago (DTPM, 2019).

Un aspecto importante por considerar en este estudio es que el Metro de Santiago inauguró dos líneas automatizadas: la Línea 6 en 2017 y la Línea 3 en 2019. La operación de estas líneas es diferente de las otras, ya que son las únicas automatizadas de la red y tienen tecnología más avanzada. La apertura de estas líneas incrementó, además, las estaciones de 108 a 136 y la extensión de la red de 103 a 140 kilómetros. Esto aumentó la accesibilidad al Metro de Santiago en nuevos barrios de la ciudad y aumentó el número de rutas disponibles para los pasajeros. Así, aumentó la relevancia en el proceso de elección de ruta gracias a las nuevas alternativas de viaje. Estudios previos sobre elección de ruta o satisfacción de los viajeros del transporte público en Santiago (Raveau *et al.*, 2011; Raveau *et al.*, 2014; Soza-Parra *et al.*, 2019; Allen *et al.*, 2020) en general no han considerado la operación de estas nuevas líneas.

El resto de este artículo se estructura de la siguiente manera. La Sección 2 presenta la revisión de la literatura sobre los tres componentes del comportamiento analizados en este estudio. La Sección 3 describe el proceso de recopilación de datos, la encuesta realizada y la información operacional

utilizada para modelar. La Sección 4 presenta las especificaciones y resultados de los modelos para cada componente del comportamiento. Finalmente, la Sección 5 resume las principales conclusiones del estudio y proporciona recomendaciones para futuras investigaciones.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

Esta sección presenta una revisión general sobre cómo se han abordado la elección de ruta, percepción de los atributos del viaje y la satisfacción en la literatura, así como algunos de los principales hallazgos de estudios previos sobre los factores que pueden influir en cada uno. Como muestra la revisión de la literatura, estos tres componentes del comportamiento se han abordado por separado (una brecha que este estudio busca abordar), por lo que esta revisión de la literatura también se realiza por separado.

2.1 Elección de Ruta

El proceso de toma de decisiones para elegir rutas puede modelarse, al igual que otras elecciones de movilidad, mediante modelos de elección discreta que caracterizan la atractividad de diferentes rutas mediante una función de utilidad que los viajeros buscan maximizar. Esto puede conducir a los ampliamente utilizados modelos Logit (McFadden, 1974). Para aplicar estos modelos, se debe obtener un conjunto de rutas alternativas disponibles. Dependiendo del contexto de elección de ruta, la enumeración de alternativas puede ser un proceso complejo dado el potencialmente gran número de alternativas posibles (Prato, 2009). Sin embargo, en el caso del Metro de Santiago, la densidad de la red es lo suficientemente baja como para obtener fácilmente las rutas alternativas (Raveau *et al.*, 2011; 2014).

Los enfoques tradicionales para modelar la elección de ruta tienden a considerar atributos relacionados con el nivel de servicio (e.g., tiempo en el vehículo, tiempo de espera, niveles de ocupación, transbordos) y las características sociodemográficas de los viajeros (e.g., nivel de ingreso, propósito del viaje, edad, género) (Ortúzar y Willumsen, 2024). Estas variables explicativas pueden interactuar para representar mejor el comportamiento de los viajeros. Tirachini *et al.* (2016) mostraron el efecto que los niveles de ocupación y la disponibilidad de asientos tienen sobre la importancia del tiempo en el vehículo en el proceso de elección mediante “multiplicadores de aglomeración”. Kim *et al.* (2015) consideraron la congestión de pasajeros que ocurre en las estaciones de transbordo en su modelación, y encontraron que los viajeros evitan el hacinamiento y el retraso generado en los transbordos. Otros estudios se han centrado en capturar la percepción de diferentes atributos (e.g., tiempos, semáforos, virajes, entorno urbano y uso de autopistas), encontrando que el comportamiento de los viajeros está determinado por su costo percibido y el conocimiento de la red de transporte (Ramming, 2001).

La literatura también ha demostrado que los aspectos psicológicos de los viajeros pueden afectar su elección de ruta. Estos aspectos generalmente pueden modelarse utilizando variables latentes, dando lugar a modelos que suelen ser superiores a sus versiones tradicionales (Raveau *et al.*, 2014). Otra forma de modelar aspectos psicológicos es considerar diferentes heurísticas de elección a los modelos tradicionales de maximización de utilidad, como la minimización del arrepentimiento (Chorus, 2010), que establece que el individuo selecciona la ruta que le hace sentir menos arrepentimiento por no haber elegido otra ruta alternativa (Prato, 2014).

Algunos estudios previos han utilizado conjuntos más amplios de variables explicativas que influyen en la elección de ruta, además de los atributos relacionados con el nivel de servicio y las características sociodemográficas de los viajeros. Raveau *et al.* (2011) mostraron que las variables topológicas, como el costo angular, influyen en la elección de ruta en el transporte público. De manera similar, Guo (2011) sugiere que los viajeros del transporte público pueden basar sus decisiones en la información contenida en los mapas más que en sus experiencias previas, mientras que Hochmair (2009) encontró que los mapas con información adicional, como el tiempo máximo de espera, tienen gran importancia en esta decisión.

Cuando se trata de modelos de elección de ruta, es relevante considerar la correlación que puede existir entre alternativas de rutas superpuestas, pues dos rutas que comparten parte importante de sus arcos podrían ser percibidas como la misma, o al menos como muy similares, por parte de los viajeros. Esto puede incorporarse en modelos de elección discreta de diferentes maneras. Por ejemplo, Ben-Akiva y Bierlaire (1999) propusieron un modelo Logit de Tamaño de Ruta (*Path-Size Logit*, PSL), donde se incluye un factor de corrección en las utilidades de las rutas, manteniendo la simplicidad en la estructura de los modelos. Posteriormente se han propuesto varias modificaciones de este modelo (Bovy *et al.*, 2008; Tan *et al.*, 2015). Del mismo modo, De Grange *et al.* (2014) propusieron una resolución iterativa de punto fijo para el problema de asignación, considerando un indicador de correlación entre rutas.

2.2 Percepción de los Atributos del Viaje

En la literatura académica, la investigación sobre la percepción del transporte ha explorado variables cuantitativas como el tiempo en el vehículo, el tiempo de espera, el tiempo de transbordo y la tarifa (Bordagaray *et al.*, 2014). Sin embargo, estas percepciones no suelen considerarse en la modelación de comportamiento y elección (Orellana y Raveau, 2018), aun cuando podrían ser decisivas para entender el comportamiento de los viajeros (Li y Hensher, 2013).

2.2.1 Percepción del tiempo en el vehículo

El tiempo en el vehículo es uno de los elementos clave para determinar la efectividad de un sistema de transporte público (Daskalakis y Stathopoulos, 2008). Además, es una variable muy significativa en las opiniones de los viajeros con respecto a la calidad del servicio (Meng *et al.*, 2018). Uno de los primeros descubrimientos sobre la percepción del tiempo fue realizado por Vierordt (1868), quien encontró que la duración de actividades cortas generalmente es sobreestimaba y la duración de actividades largas es subestimaba. Esto fue posteriormente demostrado empíricamente en estudios de la percepción del tiempo en el vehículo (Yarmey, 2000). Según Meng *et al.* (2018), en la modelación de transporte es más razonable utilizar el tiempo percibido en el vehículo que el tiempo real. En detalle, el tiempo percibido en el vehículo dependía de las características sociodemográficas del viajero, los atributos del viaje, el uso de las instalaciones y el tiempo en el vehículo del viaje anterior.

2.2.2 Percepción del tiempo de espera

Las demoras en la llegada de los vehículos a las estaciones o paraderos son uno de los mayores problemas que pueden llevar a la insatisfacción de los viajeros en los sistemas de transporte público (Berger *et al.*, 2011). De hecho, Taylor y Claxton (1994) afirman que una larga demora afecta

severamente la evaluación general del servicio de transporte. Algunos estudios muestran que la percepción del tiempo de espera está influenciada por el entorno del área de espera, como la iluminación, la limpieza y la información sobre el servicio (Yoh *et al.*, 2011; Fan *et al.*, 2016; Ji *et al.*, 2017; Feng *et al.*, 2016). Los resultados muestran que las áreas de espera más cómodas conducen a percepciones más bajas de los tiempos de espera. Respecto a las características de los individuos y del viaje, Yarmey (2000) encontró que repetir la experiencia de viaje ayuda a los viajeros a mejorar su estimación del tiempo de espera. Por otro lado, Hall (2001) menciona que el conocimiento de los viajeros sobre el itinerario de los buses disminuye la percepción del tiempo de espera. Psarros *et al.* (2011) encontraron que la distorsión de los tiempos de espera percibidos variaba según la hora del viaje, el propósito del viaje, el género y la edad del viajero. Cheng y Tsai (2014) encontraron que estos factores, junto con el nivel de educación y el ingreso mensual, influían en la tolerancia de espera de los viajeros.

2.2.3 Percepción de ocupación

Los niveles de ocupación son otro elemento clave del nivel de servicio del transporte público, particularmente cuando se compara con modos privados y no motorizados (Hensher *et al.*, 2003). En muchos sistemas de transporte público, el hacinamiento es el problema más frecuente (Thompson, 2011). Según Li y Hensher (2013), la ocupación tiene dos dimensiones: una percepción subjetiva y una densidad objetiva. Por lo tanto, es crucial analizar los niveles de carga desde ambas perspectivas: la del viajero y la del operador.

Desde la perspectiva de los viajeros, estudios previos muestran que altas ocupaciones aumentan la insatisfacción del viaje (Allen *et al.*, 2020; Li y Hensher, 2013). Al igual que con las percepciones temporales, la percepción de hacinamiento en un vehículo está influenciada por varios factores. Thompson *et al.* (2011) destacan: (i) las expectativas de viaje, (ii) el entorno del trayecto, (iii) la comunicación del operador con el pasajero, (iv) la sensación de control por parte del viajero, (v) las demoras y (vi) el comportamiento de otros pasajeros. Por lo tanto, algunas recomendaciones sugeridas por Cox *et al.* (2003) incluyen enfocarse en las expectativas de los viajeros, quienes pueden cambiar su estándar sobre lo que constituye un "vehículo lleno" y sus actitudes hacia la alta ocupación.

Desde la perspectiva de los operadores, la frecuencia y el tamaño de los vehículos son aspectos significativos de la ocupación resultante. Por lo tanto, parece apropiado que los operadores revisen sus estándares de ocupación para evaluar si reflejan adecuadamente las experiencias y percepciones de los viajeros sobre el hacinamiento. Además, Cox *et al.* (2003) proporcionan otras sugerencias, como entregar más información de viaje y apoyo a los pasajeros que viajan en vehículos llenos.

2.3 Satisfacción Relacionada con los Niveles de Servicio

Según Paquette *et al.* (2012), la calidad de un servicio de transporte público puede analizarse desde dos perspectivas: la experiencia del viajero (Dell'Olio *et al.*, 2010) y la calidad esperada, que está relacionada con las expectativas de los viajeros sobre un servicio de transporte eficiente (Allen *et al.*, 2019; Eboli y Mazzulla, 2007). Este estudio analiza la satisfacción desde la perspectiva de la experiencia del viajero.

La satisfacción del servicio y la calidad del transporte público han sido ampliamente estudiadas mediante diversas metodologías y diferentes fuentes de información (De Oña y De Oña, 2014). Algunos estudios se han centrado en determinar los factores operacionales más influyentes en sus formas funcionales, mientras que otros han analizado las diferencias en la satisfacción según las características de los viajeros.

Abenoza *et al.* (2018) encontraron que los principales atributos que afectan la satisfacción general del viajero son el entorno de la estación, la facilidad de los transbordos y los atributos operacionales como la confiabilidad, la velocidad del viaje y la frecuencia. Tyronopoulos y Antoniou (2008) encontraron que, además de la frecuencia, los atributos más importantes para evaluar los sistemas de transporte público eran la limpieza de los vehículos, las condiciones de espera, la distancia de transbordo y la cobertura de la red. Haywood (2017) analiza la insatisfacción de los pasajeros según su ubicación en el vehículo. Establece tres causas principales de la insatisfacción de los viajeros que viajan de pie: (i) no pudieron viajar sentados, (ii) tuvieron un uso menos productivo del tiempo en el vehículo y (iii) la proximidad física a otros pasajeros.

En cuanto a las características de los viajeros, estudios previos muestran que la comodidad del viaje tiende a ser más importante para los estudiantes (Abenoza *et al.*, 2017) y los adultos mayores (Dell'Olio *et al.*, 2010). Abenoza *et al.* (2018) encontraron que la satisfacción depende de la frecuencia con la que viajan. Algunos estudios muestran que los viajeros más frecuentes generalmente están más satisfechos con el servicio (Abenoza *et al.*, 2017). En la misma línea, Abenoza *et al.* (2018) encontraron que los viajeros regulares están más expuestos a incidentes que los viajeros menos frecuentes y, por lo tanto, su satisfacción es menor.

La heterogeneidad de los viajeros en la satisfacción puede modelarse de diferentes maneras. Bordagaray *et al.* (2014) modelaron la calidad del servicio de autobuses utilizando datos de percepción de los viajeros, donde la heterogeneidad de los viajeros se consideró mediante parámetros aleatorios y variaciones sistemáticas de los gustos. Allen *et al.* (2018) utilizaron un modelo de ecuaciones estructurales para capturar la heterogeneidad de las condiciones de viaje y las características sociodemográficas de los viajeros del transporte público, encontrando que la variable más importante para la satisfacción del sistema integrado era una mezcla entre la satisfacción del viaje, el comportamiento de otros viajeros y la información disponible para los viajeros. Finalmente, Soza-Parra *et al.* (2019) encontraron que la fiabilidad de los tiempos de espera y la ocupación tenía un gran impacto en la satisfacción de los viajeros, especialmente para los viajeros menores de 35 años, donde la comodidad también jugaba un papel fundamental.

3. RECOPIACIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS

Esta sección presenta las diferentes fuentes de datos utilizadas en el estudio para modelar los tres componentes del comportamiento. La primera subsección describe la encuesta diseñada para recopilar información de los viajeros y su aplicación. La segunda subsección describe los datos operacionales utilizados para obtener información sobre el nivel de servicio. La tercera subsección proporciona un análisis estadístico de los datos respecto a los tres componentes del comportamiento.

3.1 Descripción y Aplicación de la Encuesta

Para analizar y modelar cada uno de los tres componentes del comportamiento, se diseñó y realizó una encuesta entre los viajeros del Metro de Santiago. La encuesta recopiló información de preferencias reveladas respecto a los viajes (o tramos de viaje) que acababan de completarse en Metro y se aplicó entre el 19 de noviembre y el 5 de diciembre de 2019, desde las 7:00 am hasta las 12:00 pm, cubriendo la hora punta y la hora valle de la mañana, las cuales tienen planes operacionales y niveles de uso significativamente diferentes.

La encuesta se realizó fuera de cinco estaciones de Metro: Manquehue (Línea 1), Tobalaba (estación de transbordo entre las Líneas 1 y 4), Los Leones (estación de transbordo entre las Líneas 1 y 6), Universidad de Chile (estación de transbordo entre las Líneas 1 y 3) y Plaza de Armas (estación de transbordo entre las Líneas 3 y 5). La ubicación de las estaciones se muestra en la Figura 1. Estas estaciones se seleccionaron debido a su significativa atracción de viajes desde toda la ciudad: el 15% de todos los viajes en Metro durante la mañana terminan en una de estas cinco estaciones. De esta manera, realizar la encuesta en estas estaciones no solo es eficiente, sino que también permitió recopilar datos de viajes realizados en todas las líneas de Metro y de diferentes tipos de viajeros.

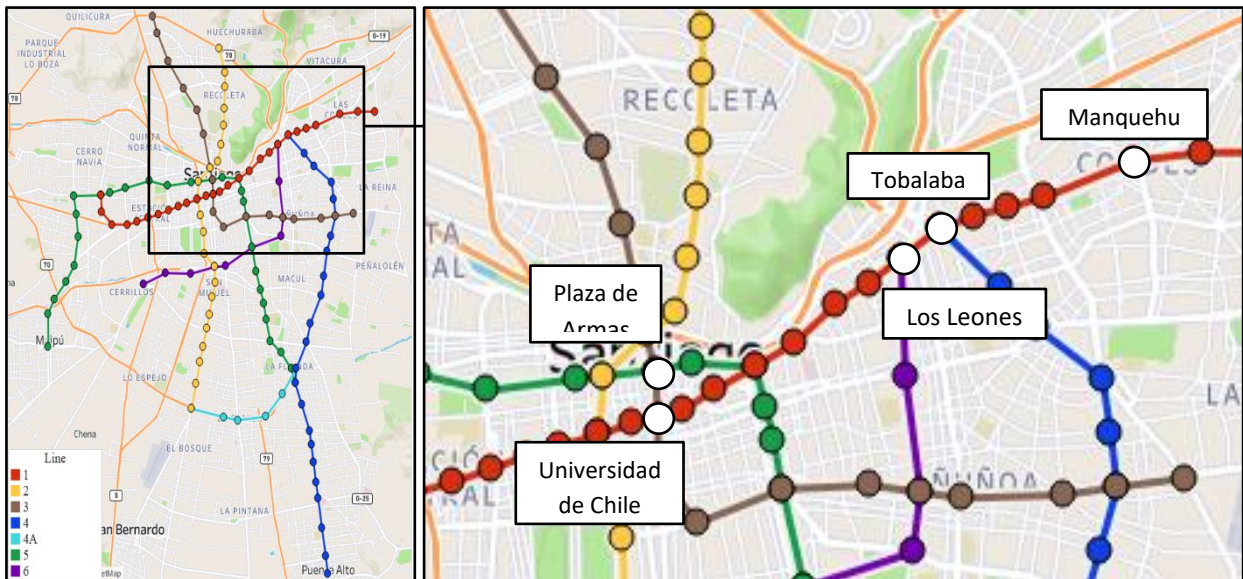


Figura 1 Estaciones seleccionadas para realizar la encuesta

La encuesta recopiló información sobre cuatro aspectos principales:

- a) **Ruta:** Los encuestados indicaron la ruta de viaje desde su estación de origen hasta la estación de destino (donde fueron encuestados), incluyendo todas las posibles estaciones de transbordo intermedias y las líneas de Metro utilizadas.
- b) **Satisfacción:** Se pidió a los encuestados que calificaran su último tramo de viaje en Metro en una escala del 1 al 7 (escala de notas ampliamente familiar para todos los viajeros, donde 4 es la calificación mínima aprobatoria). La satisfacción se centró solo en el último tramo

del viaje para simplificar la respuesta, siguiendo experiencias de estudios similares realizados en Santiago (Soza-Parra et al., 2019).

- c) **Percepción:** Se pidió a los encuestados que informaran su experiencia sobre tres atributos del viaje: (i) cuánto duró el último tramo del viaje, (ii) cuánto tiempo de espera experimentaron antes del último tramo del viaje y (iii) cuán lleno estaba el último tren que tomaron en su momento de mayor carga, utilizando la escala visual mostrada en la Figura 2.a. La escala, propuesta por Batarce *et al.* (2015), busca cubrir niveles de ocupación de 1 pax/m² a 6 pax/m² (100% de ocupación de diseño).

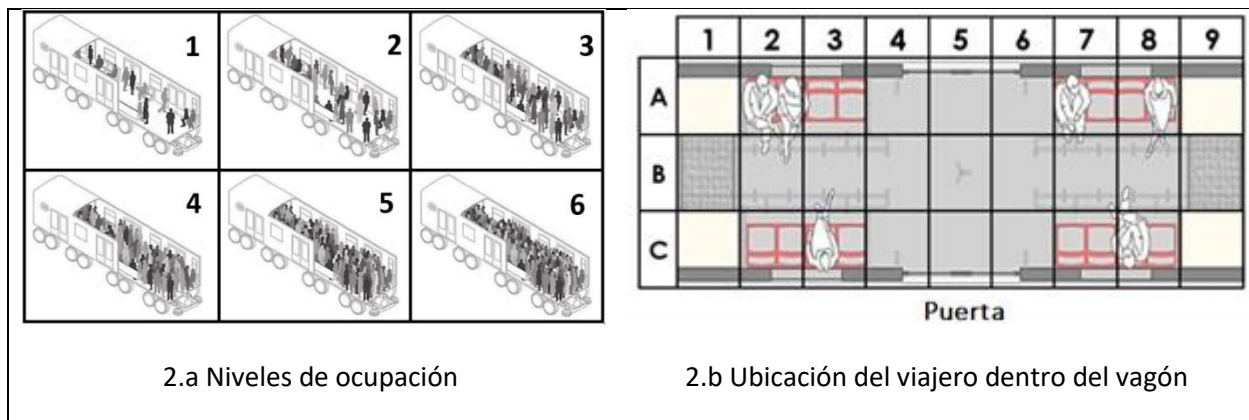


Figura 2 Recopilación de información sobre la ocupación y la ubicación espacial

- d) **Caracterización de los viajeros y los viajes:** Los encuestados se clasificaron según su edad utilizando tres niveles (jóvenes de 18 a 25 años, adultos de 26 a 60 años, personas mayores de 60 años) y su género. También se les preguntó sobre el propósito del viaje, la frecuencia del viaje, el número de abordajes denegados debido a la saturación del tren y su ubicación en el último tren que tomaron en el momento de mayor carga del viaje (Figura 2.b), según lo propuesto por Soza-Parra *et al.* (2019).

Se obtuvo un total de 1.593 respuestas válidas de la encuesta. La Tabla 1 muestra la distribución de los encuestados en términos de edad y género, comparada con la distribución de la población de Santiago. Si bien la distribución de todas las categorías sociodemográficas tiende a coincidir con la población de la ciudad, se aplicaron factores de corrección para ajustar ligeras diferencias.

Tabla 1 Porcentaje de respuestas para cada categoría de viajeros

Género	Edad	Muestra	Población
Mujer	Entre 18 y 25	10,80%	8,04%
	Entre 26 y 60	36,97%	32,02%
	Sobre 60	8,66%	11,20%
	Total	56,43%	51,26%
Hombre	Entre 18 y 25	8,35%	8,30%
	Entre 26 y 60	29,32%	31,70%
	Sobre 60	5,90%	8,75%
	Total	43,57%	48,74%

3.2 Información Operacional

La información de la encuesta se complementó con datos operacionales detallados proporcionados por Metro de Santiago. Los datos operacionales coinciden con las fechas en las que se realizó la encuesta, y contienen itinerarios de trenes y el número de pasajeros que viajan entre dos estaciones consecutivas cada 15 minutos. Estos datos se utilizaron para calcular tiempos en el vehículo, tiempos de espera y niveles de ocupación para cada ruta alternativa (elegida y no elegida).

3.2.1 *Datos de tiempo en el vehículo y espera*

Los datos del itinerario de trenes contienen la hora de entrada y salida de cada tren en cada estación de la red. Para cada tren, el tiempo de viaje en cada segmento (entre dos estaciones consecutivas) se calculó como la diferencia entre la hora de entrada en una estación y la hora de salida de la estación anterior. Los tiempos de espera se calcularon suponiendo que los pasajeros llegaban uniformemente a la plataforma. Por lo tanto, para una estación dada, el tiempo de espera se calculó como la mitad de la diferencia de tiempo entre la salida de un tren y la llegada del siguiente.

Como la mayoría de los viajes exceden 15 min (nivel de agregación de los datos operacionales), los tiempos (de espera y en el vehículo) del modelo de elección de rutas, corresponden a la agregación de los tiempos operacionales durante el viaje, diferenciando según la hora en que este se realizó: punta mañana (7:00 a 9:00) y fuera de punta (9:00 a 12:00). Luego, para una ruta dada, se sumaron los tiempos de viaje de los tramos dentro de una ruta para obtener el tiempo en el vehículo y se asignó el tiempo de espera basado en la estación de origen y las estaciones de transbordo de la ruta.

En el caso de los modelos de percepción y satisfacción, para obtener niveles de servicio más detallados, se consideraron los datos de los tres trenes más cercanos que salieron de la estación antes de que el viajero fuera encuestado (teniendo en cuenta el tiempo de caminata del viajero desde la plataforma hasta el lugar donde se realizó la encuesta). Se promediaron los tiempos en el vehículo y de espera de estos trenes, siendo asignados como atributos experimentados por el viajero.

3.2.2 *Datos de ocupación*

Para cada segmento entre dos estaciones consecutivas, el total de pasajeros que pasaron en un intervalo de 15 min es reportado por Metro de Santiago. Siguiendo el procedimiento para los atributos de tiempo se calculó un modelo de elección de ruta utilizando el número promedio de pasajeros que pasaron por cada segmento en horas punta de la mañana (7:00 a 9:00) y horas fuera de punta (9:00 a 12:00). Luego, basado en las frecuencias promedio de los trenes, fue posible obtener el número promedio de pasajeros por tren en cada intervalo de 15 min. Finalmente, el nivel de ocupación se estimó como la relación entre el número de pasajeros y la capacidad del tren. Un supuesto del trabajo fue que todos los vagones del tren tenían la misma ocupación, lo cual no siempre es cierto (Moller y Raveau, 2024).

Como se explicó anteriormente, los viajeros solo informaron el nivel máximo de hacinamiento observado en el último tren. Según la ruta elegida por el viajero y basado en los datos de ocupación

calculados, se identificó el segmento del último tramo del viaje con la mayor ocupación para los tres trenes más cercanos, los que luego se promediaron.

4. MODELACIÓN Y RESULTADOS

Esta sección presenta los enfoques de modelación, especificaciones de utilidad y principales resultados de los modelos de elección discreta de cada uno de los tres componentes del comportamiento. Estos modelos permiten identificar los factores más relevantes y cuantificar su impacto en la elección de ruta, la percepción de los atributos del viaje y la satisfacción relacionada con los niveles de servicio.

4.1 Modelación de Elección de Ruta

Para modelar la elección de ruta, se proporcionó un conjunto de rutas alternativas a cada viajero en la base de datos. Las rutas se obtuvieron siguiendo el procedimiento de Raveau *et al.* (2014), quienes analizaron y describieron el proceso de consideración de rutas en el Metro de Santiago. A cada viajero se le asignó entre 1 y 6 rutas alternativas (entre ellas la elegida), dependiendo de sus estaciones de origen y destino. Esto llevó a utilizar un subconjunto de 452 observaciones de viajeros para modelar la elección de ruta, ya que restantes solo tenían una ruta disponible (principalmente viajeros con estaciones de origen y destino en la misma línea de Metro).

Los atributos de cada ruta disponible se calcularon considerando el nivel de servicio reportado por Metro de Santiago, teniendo en cuenta la hora del viaje. Los atributos asociados a infraestructura, como los tiempos de caminata al transbordar o el diseño de las estaciones, se recopilaban en terreno.

Se probaron diferentes especificaciones de modelos de elección de ruta. El conjunto principal de posibles variables explicativas incluyó los siguientes elementos:

- a) **Atributos del viaje:** Tiempo en el vehículo, tiempo de espera, tiempo de caminata al transbordar, tiempo total, niveles de ocupación, número de transbordos, si la ruta utiliza las nuevas líneas automatizadas.
- b) **Características del viajero:** Edad, género, propósito del viaje, frecuencia del viaje, ubicación dentro del vehículo en el momento de mayor ocupación.
- c) **Diseño del transbordo:** Si la estación de transbordo tiene escaleras mecánicas, si el transbordo es ascendente (i.e., subiendo de nivel).
- d) **Topología de la ruta:** Costo angular, retroceder hacia el origen, alejarse del destino (para más detalles sobre estas variables, ver Raveau et al., 2011).
- e) **Tamaño de ruta (*path size*):** Un factor para capturar la posible correlación entre rutas debido a superposición.

La mejor especificación del modelo en términos de ajuste, significancia estadística e interpretación de parámetros fue un modelo Logit Multinomial con dos clases latentes que permitieron capturar heterogeneidad en el comportamiento. La clase latente 1, equivalente al 27,6% de los viajeros, presenta un comportamiento pseudo-lexicográfico al elegir la ruta que minimiza el número de transbordos. Si el viajero q tiene dos o más alternativas i con el mismo número mínimo de transbordos, entonces se utiliza un Logit Multinomial compensatorio con una función de utilidad dada por la ecuación (1):

$$V_{iq} = \beta_{tv} \cdot \frac{(TV_{iq}^\lambda - 1)}{\lambda} + \beta_{tvoc} \cdot TV_{iq} \cdot OC_{iq} \quad (1)$$

donde TV_{iq} es el tiempo en el vehículo de la ruta i para el individuo q , cuyo impacto en la utilidad es no-lineal a través de una transformación de Box-Cox (Ortúzar y Willumsen, 2024). TV_{iq} también tiene una interacción con el nivel promedio de ocupación OC_{iq} de la ruta. Por lo tanto, la especificación considera “multiplicadores de aglomeración” para el tiempo en el vehículo.

La clase latente 2, equivalente al 72,4% restante de los viajeros, presenta un comportamiento completamente compensatorio a través de un modelo Logit Multinomial. La función de utilidad, dada por la ecuación (2), contiene el tiempo en el vehículo (TV_{iq}), tiempo de espera (TE_{iq}), tiempo de caminata (TC_{iq}), una interacción entre el tiempo en el vehículo y el nivel promedio de ocupación (OC_{iq}) y si la ruta sólo utiliza líneas de Metro más antiguas no automatizadas ($Vieja_{iq}$). Los tiempos en el vehículo y de caminata tienen un efecto no-lineal en la utilidad.

$$V_{iq} = \beta_{tv} \cdot \frac{(TV_{iq}^\lambda - 1)}{\lambda} + \beta_{te} \cdot TE_{iq} + \beta_{tc} \cdot \log(TC_{iq} + 1) + \beta_{tvoc} \cdot TV_{iq} \cdot OC_{iq} + \beta_{vieja} \cdot Vieja_{iq} \quad (2)$$

El modelo se estimó mediante Máxima Verosimilitud. Los parámetros estimados se muestran en la Tabla 2, junto con sus respectivos valores- t . Los parámetros comunes β_{tv} y β_{tvoc} resultaron estadísticamente iguales y, por lo tanto, se restringieron para ser iguales entre ambas clases latentes. Todos los parámetros estimados tienen el signo esperado y son estadísticamente significativos al 95% de confianza. El parámetro de Box-Cox, λ es mayor que 1, lo que significa que el tiempo en el vehículo tiene un impacto no lineal creciente en la función de utilidad, lo que es consistente con la teoría microeconómica (Jara-Díaz, 2007). El parámetro negativo para las líneas más antiguas puede interpretarse como un desincentivo inherente a utilizarlas independientemente de su nivel de servicio.

Tabla 2 Estimación del modelo de elección de ruta

Atributo (unidad)	Parámetro	Estimación	Valor- t
Tiempo en el vehículo (horas)	β_{tv}	-67,7	-2,03
Parámetro Box-Cox	λ	2,68	4,55
Tiempo de espera (horas)	β_{te}	-54,2	-5,16
Tiempo de caminata (horas)	β_{tc}	-21,5	-3,29
Interacción entre el tiempo en el vehículo (horas) y ocupación (%)	β_{tvoc}	-25,2	-7,03
Solo usa líneas antiguas (binaria)	β_{vieja}	-0,72	-2,15
Probabilidad de pertenecer a la clase latente 1 (clase pseudo-lexicográfica)	π	0,28	2,09
Tamaño de la muestra		452	
Log-verosimilitud		-201,68	

Un resultado inesperado es que todas las variables sociodemográficas (como edad y género) y las variables de viaje (como propósito y frecuencia del viaje) no resultaron estadísticamente significativas ni en las funciones de utilidad (a través de variaciones sistemáticas de gustos) ni en el modelo de pertenencia a la clase latente. De esta manera, la probabilidad de pertenencia a la clase π es constante entre todos los viajeros. Otras variables, como los factores topológicos (Raveau *et al.*, 2011) o el factor Logit de Tamaño de Ruta (Ben-Akiva y Bierlaire, 1999), tampoco resultaron estadísticamente significativas al 95% de confianza.

La Figura 3 muestra la tasa marginal de sustitución (TMS) entre el hacinamiento y el tiempo en el vehículo, que se interpreta como los minutos adicionales que el viajero está dispuesto a viajar para reducir la ocupación actual a 0 pax/m². Debido a la no-linealidad de la función de utilidad y la interacción entre el tiempo en el vehículo y la ocupación, se trazan diferentes curvas de nivel de la TMS. La TMS disminuye a medida que disminuye la ocupación, como es de esperar. Los viajeros tienen una mayor disposición a extender su tiempo de viaje para mejorar su comodidad cuando experimentan mayores niveles de ocupación. La TMS máxima, igual a 17 min-m²/pax, se observa en una densidad de 6 pax/m² y una longitud de viaje de 40 minutos.

La Figura 4 muestra la tasa marginal de sustitución (TMS) entre el tiempo de espera y el tiempo en el vehículo. Esto se interpreta como los minutos adicionales que el viajero está dispuesto a viajar para reducir su tiempo de espera en un minuto. Para tiempos en el vehículo superiores a 30 minutos y niveles de densidad mayores a 1 pax/m², la TMS comienza a converger a 2 minutos. A medida que aumenta la ocupación, la MRS disminuye, lo que significa que en viajes menos hacinados las personas están más dispuestas a aumentar su tiempo en el vehículo para disminuir su tiempo de espera.

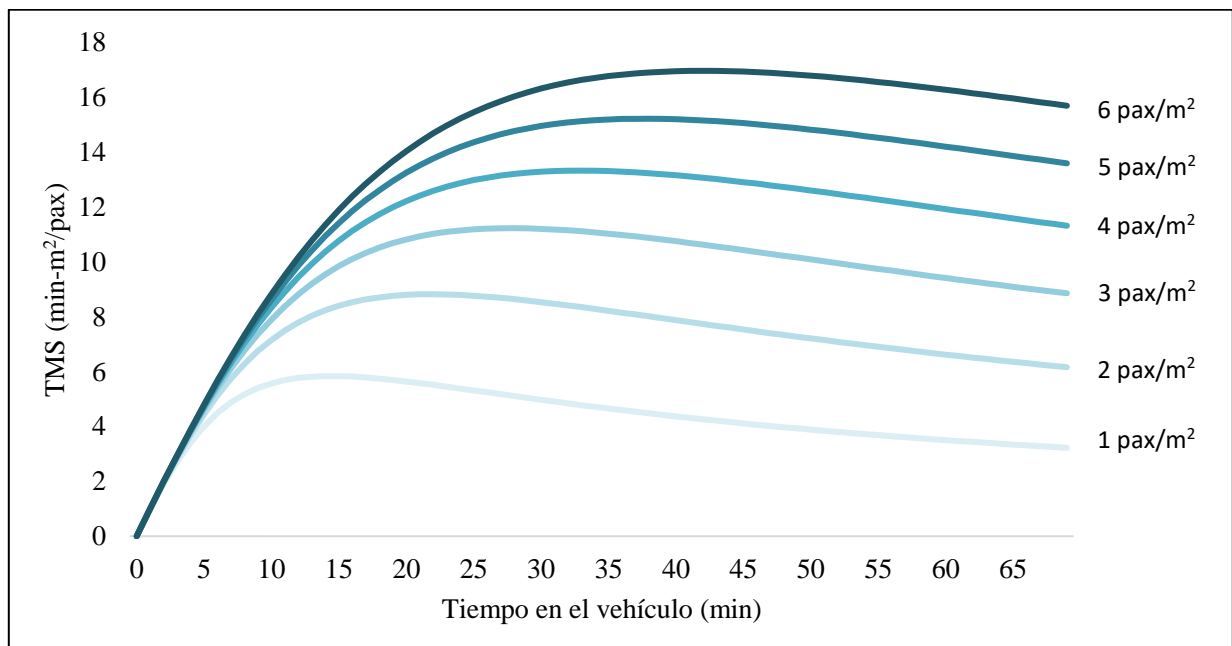


Figura 3 Tasa marginal de sustitución entre el tiempo en el vehículo y la densidad

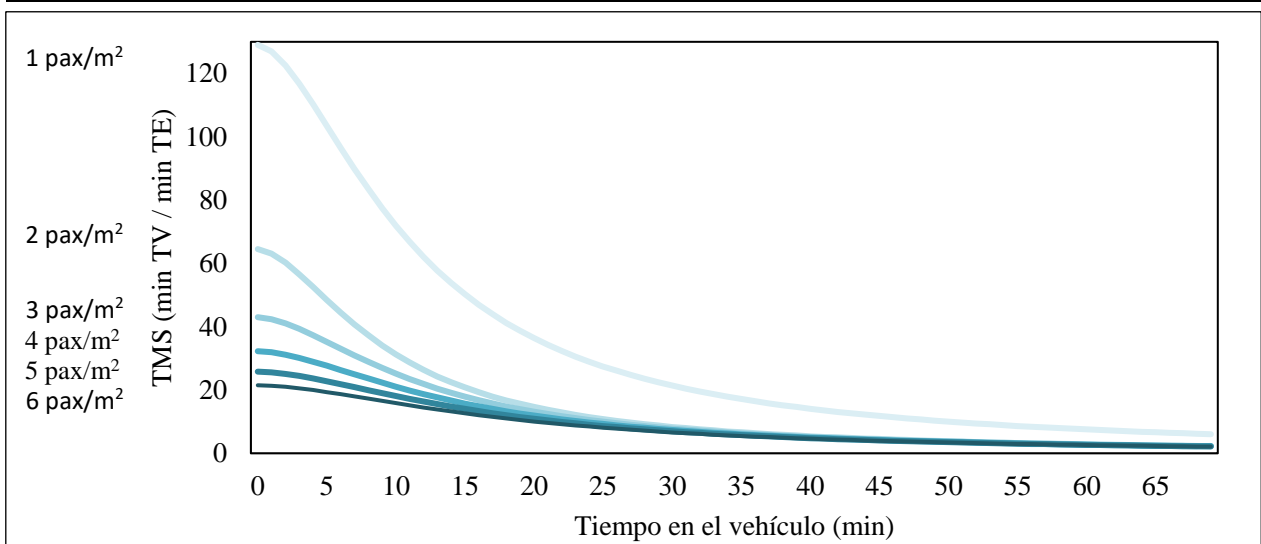


Figura 4 Tasa marginal de sustitución entre el tiempo en el vehículo y el tiempo de espera

4.2 Modelación de la Percepción de los Atributos del Viaje

El objetivo de estos modelos es explicar cómo las características sociodemográficas de los viajeros afectan la precisión de sus percepciones en comparación con los datos operacionales reales. Para esto, se definió un indicador que mide el error de percepción según la ecuación (3). El indicador siempre es igual o mayor que 1 y muestra la magnitud de la diferencia entre el valor percibido y el valor operacional, ya sea subestimando o sobreestimando (es decir, informar la mitad o el doble del valor operacional resultaría en un indicador de 2). Aunque hay muchas formas de definir un indicador de error, esta definición permitió obtener resultados satisfactorios al modelar.

$$Error = \frac{Max \{Atributo Real, Atributo Percibido\}}{Min \{Atributo Real, Atributo Percibido\}} \quad (3)$$

Se determinaron seis niveles ordinales de error de percepción para cada atributo para modelar la precisión de las percepciones de los viajeros, apoyándose en la distribución de los errores dentro de la muestra. La definición de los niveles ordinales se presenta en la Tabla 3, donde los niveles más bajos indican percepciones más cercanas a los valores operacionales.

Tabla 3 Definición y distribución del indicador de error para cada atributo

Nivel Ordinal	Error en el Tiempo en el Vehículo	Error en el Tiempo de Espera	Error en la Ocupación
1	[1,0 ; 1,2[24%	[1,0 ; 1,75[25%	[1,0 ; 1,2[25%
2	[1,2 ; 1,4[18%	[1,75 ; 2,0[16%	[1,2 ; 1,4[21%
3	[1,4 ; 1,6[16%	[2,0 ; 3,25[15%	[1,4 ; 1,6[14%
4	[1,6 ; 1,8[9%	[3,25 ; 4,0[17%	[1,6 ; 1,8[9%
5	[1,8 ; 2,0[9%	[4,0 ; 4,75[11%	[1,8 ; 2,0[7%
6	[2,0 ; ∞ [24%	[4,75 ; ∞ [6%	[2,0 ; ∞ [24%

Los niveles ordinales se definieron basados en la dispersión del indicador de error, lo que explica por qué el tiempo de espera tiene intervalos con un rango mayor. La percepción de cada atributo se modeló mediante un modelo Logit Ordinal. Los niveles de percepción presentados en la Tabla 3 corresponden a la variable discreta a modelar. Las variables explicativas son características de los viajeros y los viajes.

4.2.1 Modelo de percepción del tiempo en el vehículo

El modelo que proporcionó los mejores resultados para la percepción del tiempo en el vehículo considera la función de utilidad V_q asociada a la percepción del individuo q presentada en la ecuación (4).

$$V_q = \theta_{mayor} \cdot Mayor_q + \theta_{flex} \cdot Flex_q + \theta_{transb} \cdot Transb_q + \theta_{vieja} \cdot Vieja_q \quad (4)$$

$Mayor_q$ es una variable binaria que indica si el viajero q tiene más de 60 años, $Flex_q$ es una variable binaria que indica si el propósito del viaje fue diferente de estudio o trabajo (i.e., propósito flexible), $Transb_q$ es una variable binaria que indica si el viajero q transbordó durante su viaje y $Vieja_q$ indica si el último tren abordado estaba en una línea de metro más antigua no automatizada. Los parámetros estimados se muestran en la Tabla 4, junto con sus respectivos valores- t y el ajuste.

Tabla 4 Estimación del modelo de percepción de tiempo en el vehículo

Atributo Binario	Parámetro	Estimación	Valor- t
Persona mayor	θ_{mayor}	-0,42	-2,91
Propósito flexible	θ_{flex}	0,19	1,72
Transborda	θ_{transb}	0,33	3,58
Línea antigua	θ_{vieja}	0,53	5,02
Primer umbral ordinal	τ_1	-0,66	-6,1
Primera diferencia de umbrales	δ_1	0,86	18,4
Segunda diferencia de umbrales	δ_2	0,65	17,0
Tercera diferencia de umbrales	δ_3	0,40	12,6
Cuarta diferencia de umbrales	δ_4	0,45	12,4
Tamaño muestral		1.593	
Log-verosimilitud		-2.737,4	

Todos los parámetros son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95%, con excepción de la variable Propósito Flexible, que es significativa al 90% de confianza. Las personas mayores tienen una mejor estimación del tiempo en el vehículo que los viajeros más jóvenes, lo que podría indicar que los viajeros menores de 60 años prestan menos atención al tiempo real en el vehículo. Los viajeros con propósitos de viaje flexibles tienen una peor estimación del tiempo en el vehículo que aquellos que viajan para estudiar o trabajar, quizás porque estos últimos deben llegar a tiempo a su destino y, por lo tanto, son más conscientes del tiempo durante su viaje. Las personas que realizan transbordos y/o viajan en líneas más antiguas tienen una peor percepción del tiempo en el vehículo. Las que realizan transbordos también pueden tener una peor estimación del tiempo en el vehículo, ya que puede estar influenciada por su experiencia en los tramos de viaje anteriores, aunque solo se les preguntó por el último tramo del viaje.

4.2.2 *Modelo de percepción del tiempo de espera*

El mejor modelo para modelar la percepción del tiempo de espera tiene la función de utilidad V_q presentada en la ecuación (5):

$$V_q = \theta_{joven} \cdot Joven_q + \theta_{infrec} \cdot Infrec_q + \theta_{transb} \cdot Transb_q + \theta_{vieja} \cdot Vieja_q \quad (5)$$

$Joven_q$ es una variable binaria que indica si el viajero q tiene menos de 25 años, $Infrec_q$ es una variable binaria que indica si el viaje tiene una frecuencia inferior a una vez por semana, $Transb_q$ es una variable binaria que indica si el viajero q transbordó durante su viaje y $Vieja_q$ indica si el último tren abordado estaba en una línea de metro más antigua no automatizada. Los parámetros estimados se muestran en la Tabla 5, junto con sus respectivos valores- t y el ajuste.

Todos los parámetros son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95%. Los resultados muestran que los viajeros más jóvenes tienen una peor estimación del tiempo de espera. La percepción de los viajeros infrecuentes tiende a diferir más del tiempo de espera real que la de los viajeros frecuentes, lo que podría indicar cómo el hábito y la experiencia afectan la percepción.

Tabla 5 Estimación del modelo de percepción de tiempo de espera

Atributo Binario	Parámetro	Estimación	Valor- t
Persona joven	θ_{joven}	0,44	4,23
Viajero infrecuente	θ_{infrec}	0,26	2,11
Transborda	θ_{transb}	-0,21	-2,25
Línea antigua	θ_{vieja}	-0,71	-6,58
Primer umbral ordinal	τ_1	-1,57	-13,5
Primera diferencia de umbrales	δ_1	0,69	16,2
Segunda diferencia de umbrales	δ_2	0,40	12,8
Tercera diferencia de umbrales	δ_3	0,36	12,2
Cuarta diferencia de umbrales	δ_4	0,29	10,5
Tamaño muestral		1.593	
Log-verosimilitud		-2.539,5	

Finalmente, los viajeros que realizan transbordos y aquellos que hacen su viaje en líneas más antiguas perciben el tiempo de espera más cercano al valor operacional. Esto último puede explicarse porque el nivel de servicio de las líneas más antiguas puede ser más familiar para los viajeros. No obstante, estos dos últimos resultados son exactamente lo contrario de lo que se obtuvo para la percepción del tiempo en el vehículo, lo cual es una situación interesante que podría explorarse más profundamente en futuros estudios.

4.2.3 *Modelo de percepción de la ocupación*

La especificación de la función de utilidad V_q para modelar la percepción de la ocupación es la más simple de todos los modelos y se presenta en la ecuación (6):

$$V_q = \theta_{L3} \cdot L3_q + \theta_{L6} \cdot L6_q + \theta_{transb} \cdot Transb_q \quad (6)$$

$L3_q$ y $L6_q$ son variables binarias que indican si el último tramo del viaje del viajero q fue en las nuevas líneas automatizadas 3 o 6, respectivamente. Al igual que en los modelos de percepción anteriores, $Transb_q$ es una variable binaria que indica si el viajero q hizo un transbordo en su viaje. Los parámetros estimados se muestran en la Tabla 6, junto con sus respectivos valores- t y el ajuste.

Tabla 6 Estimación del modelo de percepción de ocupación

Atributo Binario	Parámetro	Estimación	Valor- t
Usa Línea 3	θ_{L3}	1,02	5,77
Usa Línea 6	θ_{L6}	0,98	8,07
Transborda	θ_{transb}	0,15	1,61
Primer umbral ordinal	τ_1	-0,86	-12,3
Primera diferencia de umbrales	δ_1	0,96	19,7
Segunda diferencia de umbrales	δ_2	0,58	15,8
Tercera diferencia de umbrales	δ_3	0,44	12,9
Cuarta diferencia de umbrales	δ_4	0,39	11,2
Tamaño muestral		1.593	
Log-verosimilitud		-2.683,1	

Todos los parámetros son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95%, con excepción de la variable de transbordo (que se mantuvo al ser considerada relevante en el modelo final). Los viajeros que realizan transbordo tienen una peor estimación de la ocupación máxima experimentada, tal vez porque sus tramos de viaje anteriores podrían influir en su percepción del último tramo del viaje. Los viajeros que utilizaron las nuevas líneas automatizadas tienen un mayor error de percepción que los que viajaron en las líneas más antiguas. Una posible razón es que, en general, los viajeros están más acostumbrados a los trenes y niveles de servicio de las líneas más antiguas.

4.3 Satisfacción Asociada a Niveles de Servicio

A los encuestados se les pidió calificar su último tramo del viaje en una escala de notas de 1 a 7. Esta calificación de satisfacción se modeló a través de un modelo Logit Ordinal, donde la calificación discreta dada por los viajeros se explicó mediante las características del viaje (e.g., nivel de servicio percibido, nivel de servicio operacional, transbordos) y las características de los viajeros (e.g., género, edad, propósito y frecuencia del viaje, ubicación en el vagón del metro en el momento de mayor carga).

El mejor modelo en términos de ajuste, significancia estadística e interpretación de parámetros es un modelo Logit Ordinal Mixto con parámetros aleatorios y variaciones sistemáticas de gustos. La función de utilidad se presenta en la ecuación (7), donde TV_{iq} es el tiempo en el vehículo, TE_{iq} es el tiempo de espera, OC_{iq} es el nivel promedio de ocupación y $Vieja_{iq}$ es una variable binaria que indica si el tramo del viaje fue en una línea de metro más antigua no automatizada.

$$\begin{aligned}
 V_{iq} = & \gamma_{tv} \cdot TV_{iq} + \gamma_{te} \cdot TE_{iq} \\
 & + (\gamma_{oc} + \gamma_{joven} \cdot Joven_q + \gamma_{mayor} \cdot Mayor_q + \gamma_{sent} \cdot Sentado_q) \cdot OC_{iq} \\
 & + \gamma_{vieja} \cdot Vieja_{iq}
 \end{aligned} \tag{7}$$

El modelo considera variaciones sistemáticas de gustos en el impacto de la ocupación, distinguiendo entre viajeros menores de 25 años ($Joven_q$), viajeros mayores de 60 años ($Mayor_q$) y viajeros que van sentados en el vagón ($Sentado_q$). Los parámetros de tiempo de espera (γ_{te}) y ocupación base (γ_{oc}) son aleatorios y siguen una distribución Normal, lo que captura la heterogeneidad en el impacto de estos atributos en la satisfacción. De esta manera, están compuestos por medias ($\overline{\gamma_{te}}$ y $\overline{\gamma_{oc}}$) y desviaciones estándar (σ_{te} y σ_{oc}). La especificación de este modelo difiere de la obtenida por Soza-Parra *et al.* (2019) en el mismo contexto, quienes propusieron un efecto determinista no-lineal de la ocupación en la satisfacción del usuario. En este estudio se obtuvieron mejores resultados utilizando parámetros aleatorios para capturar la heterogeneidad en el efecto de la ocupación.

Los parámetros estimados se presentan en la Tabla 7, junto con sus respectivos valores-*t* y el ajuste. Se presentan dos versiones del modelo: una con los datos percibidos reportados por los viajeros y otra con los datos operacionales.

Tabla 7 Estimación de los modelos de satisfacción

Atributo (unidad)	Parámetro	Datos Percibidos		Datos Operacionales	
		Estimación	Valor- <i>t</i>	Estimación	Valor- <i>t</i>
Tiempo en el vehículo (horas)	γ_{tv}	-1,74	-6,65	-1,25	-3,30
Tiempo de espera (horas)					
Media	$\overline{\gamma_{te}}$	-11,5	-7,17	6,89	1,18*
Desviación estándar	σ_{te}	5,15	2,36	5,59	0,41*
Ocupación (%)					
Media	$\overline{\gamma_{oc}}$	-2,08	-9,34	-1,72	-7,38
Desviación estándar	σ_{oc}	0,84	2,64	0,54	1,40*
Línea antigua (binaria)	γ_{vieja}	-0,36	-3,10	-0,07	-0,61*
Persona joven (binaria)	γ_{joven}	-0,80	-4,53	-0,95	-4,69
Persona mayor (binaria)	γ_{mayor}	0,64	2,48	0,83	2,95
Viaja sentado (binaria)	γ_{sent}	0,88	4,00	0,95	4,12
Primer umbral ordinal	τ_1	-7,01	-18,2	-4,92	-17,8
Primera diferencia de umbrales	δ_1	0,59	5,2	0,54	5,2
Segunda diferencia de umbrales	δ_2	0,59	6,4	0,52	6,51
Tercera diferencia de umbrales	δ_3	1,57	12,6	1,35	14,1
Cuarta diferencia de umbrales	δ_4	1,22	14,3	1,04	15,9
Quinta diferencia de umbrales	δ_6	1,67	18,1	1,46	20,0
Tamaño muestral		1.593		1.593	
Log-verosimilitud		-2.326,8		-2.435,3	

Nota: * señala los parámetros que no resultaron significativos al 95% del nivel de confianza.

En el modelo con datos percibidos, todos los parámetros tienen el signo esperado y son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95%. La ocupación percibida es más relevante en la satisfacción de los viajeros más jóvenes y menos relevante para los viajeros mayores y los que viajan sentados. Una posible explicación es que los viajeros jóvenes son más estrictos que los viajeros mayores, ya que estos últimos generalmente están más familiarizados con el sistema de Metro. Mientras tanto, a los viajeros sentados no les importa tanto cuán lleno esté el

tren. El parámetro relacionado con viajar en líneas más antiguas es negativo, lo que significa que existe una insatisfacción inherente al viajar en líneas más antiguas en comparación con viajar en las nuevas líneas automatizadas que no podría explicarse por el nivel de servicio.

Cuando la misma especificación del modelo se estima con datos operacionales (Tabla 7), el ajuste del modelo es considerablemente peor que el modelo con datos percibidos (i.e., mayores diferencias en log-verosimilitud). El tiempo de espera tiene un signo positivo incorrecto y los parámetros aleatorios que permiten modelar la heterogeneidad entre los viajeros no son significativos al nivel de confianza del 95%. Basado en esta comparación, es evidente que la satisfacción de los viajeros se explica mejor por sus percepciones que por los datos operacionales reales.

La Tabla 8 muestra las tasas marginales de sustitución (TMS) de los atributos obtenidas del modelo con datos percibidos. Para facilitar la interpretación de los resultados, la información de ocupación se ha convertido en densidad de pasajeros, considerando una densidad máxima de 6 pax/m², utilizada por Metro de Santiago para determinar sus planes operacionales y capacidades. Como los parámetros de tiempo de espera y ocupación son aleatorios, siguiendo una distribución Normal, las tasas marginales de sustitución se calculan basándose en simulaciones. Por lo tanto, los valores reportados no solo consideran la media, sino también el intervalo de confianza al nivel del 95% de las tasas marginales de sustitución.

Tabla 8 Tasas marginales de sustitución del modelo de satisfacción con datos percibidos

Atributos	TMS media	Intervalo de TMS	Unidad
Tiempo en el Vehículo Densidad	12,21	[11,71, 12,71]	min m ² /pax
Tiempo en el Vehículo Tiempo de Espera	6,34	[6,02, 6,66]	adimensional
Tiempo de Espera Densidad	2,10	[1,71, 2,49]	min m ² /pax

La TMS entre el tiempo en el vehículo y la densidad tiene un promedio de 12,21 min·m²/pax, lo que implica que los viajeros están dispuestos a viajar en promedio 12,21 minutos más para reducir el nivel de densidad en 1 pax/m². La TMS entre la densidad y el tiempo de espera tiene un promedio de 2,10 min·m²/pax, lo que puede interpretarse como que las personas están dispuestas a esperar 2,10 minutos más para disminuir en 1 pax/m² el nivel de ocupación en el que estarán viajando. Por otro lado, la TMS entre el tiempo en el vehículo y el tiempo de espera tiene un valor promedio de 6,34, lo que implica que los viajeros están dispuestos a aumentar su tiempo en el vehículo en 6,34 minutos para reducir su tiempo de espera en un minuto.

5. CONCLUSIONES

Este estudio analizó tres componentes relevantes del comportamiento de los viajeros del transporte público: su elección de ruta, su percepción de los atributos del viaje y su satisfacción relacionada con los niveles de servicio. Según el conocimiento de los autores, este es el primer estudio que aplicó una sola encuesta que, complementada con datos operacionales, permitió modelar los tres componentes del comportamiento para la misma muestra. Esto permite una comparación directa

entre los resultados de la modelación en un contexto común, ya que estudios previos han analizado estos aspectos por separado y, por lo tanto, su comparación no es sencilla. El proceso de encuesta y recopilación de datos de este estudio es fácilmente replicable en otras ciudades o sistemas de transporte público.

Este estudio de elección de ruta en Metro de Santiago involucra la operación de las nuevas líneas automatizadas 3 y 6. En este sentido, es relevante mencionar que el Metro de Santiago planea inaugurar tres nuevas líneas en la próxima década. La operación de estas líneas aumentaría la accesibilidad al Metro desde diferentes barrios e incrementaría el número de rutas disponibles para los viajeros.

Un hallazgo del estudio muestra que el 27,6% de los viajeros intenta minimizar pseudo-lexicográficamente el número de transbordos al elegir su ruta. Esto significa que, incluso si las nuevas líneas ofrecen un mejor nivel de servicio, algunos viajeros podrían no elegir las si su uso requiere transbordos adicionales. Para el 72,4% restante de los viajeros, el tiempo de caminata al transbordar impacta de manera no-lineal en su elección de ruta. Dado que el tiempo de caminata al transbordar en nuevas líneas tiende a ser mayor que en las líneas antiguas (debido a que las nuevas líneas deben construirse más profundas), las rutas en nuevas líneas podrían ser menos atractivas por diseño. Sin embargo, también es importante señalar que las nuevas líneas tienen una atraktividad inherente en la elección de ruta y satisfacción de los viajeros más allá de su nivel de servicio. A diferencia de los modelos de satisfacción y percepción, las características de los viajeros no fueron estadísticamente significativas en la modelación de la elección de ruta.

La comparación entre los datos de percepción y los datos operacionales mostró que los viajeros a menudo sobreestiman el tiempo en el vehículo, la ocupación y el tiempo de espera, siendo este último menos claro. En este estudio, la ocupación y el tiempo de espera no fueron completamente comparables con el valor operacional. Los estudios futuros podrían involucrar mediciones individuales del tiempo de espera, descripción del entorno de la estación o del vagón del metro, o datos más precisos de la ocupación de cada vagón del metro.

Usar un enfoque de elección discreta para modelar las percepciones no fue uno de los objetivos iniciales del estudio, ya que no se creía posible encontrar variables explicativas que fueran estadísticamente significativas. Los resultados muestran que las personas mayores son más precisas en sus estimaciones que los viajeros más jóvenes. Una posible hipótesis es que los viajeros más jóvenes son más estrictos y exigentes que los mayores (algo que también se observó en el modelo de satisfacción) y, por lo tanto, exageran la percepción de los atributos del viaje. Además, estos modelos tuvieron algunos resultados interesantemente inconsistentes entre ellos, ya que algunos viajeros (aquellos que transbordan o usan líneas antiguas) estimaron mejor el tiempo de espera y peor el tiempo en el vehículo y la ocupación. Estudios futuros podrían usar diferentes mediciones o profundizar en estos comportamientos.

El modelo de satisfacción mostró que la ocupación es más relevante para los viajeros jóvenes y menos relevante para los viajeros mayores y los que viajan sentados. Esto podría ser otra señal de que los jóvenes son más exigentes con el servicio que los mayores. Un resultado importante que confirma los hallazgos de la literatura previa es el hecho de que los datos percibidos explicaron notablemente mejor la satisfacción que los datos operacionales. Esto es esencial para la

planificación del transporte público, ya que las percepciones rara vez son utilizadas, fundamentalmente debido a la imposibilidad práctica de predecirlas a futuro (Ortúzar y Willumsen 2024).

Futuras líneas de investigación podrían estudiar más a fondo el comportamiento de los viajeros mientras esperan o viajan en el vehículo para identificar las acciones o actitudes que pueden influir en la percepción del nivel de servicio. Por ejemplo, la percepción del tiempo de espera podría estar fuertemente influenciada por si los viajeros están leyendo o escuchando música. Otra línea de investigación podría analizar los tres componentes del comportamiento para todo el viaje. Como este es el primer estudio de este tipo, nuestro análisis de percepción y satisfacción se centró solo en el último tramo del viaje para simplificar la encuesta. Además, considerar todo el viaje podría presentar desafíos, como ponderar cada experiencia del tren en el valor de percepción resultante o la calificación de satisfacción otorgada por los viajeros. Un vistazo a este desafío se aprecia en nuestros modelos, ya que los viajeros que transbordaban se comportaban de manera diferente a los que no transbordaban.

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación contó con el apoyo del Fondo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico de Chile (FONDECYT), Proyecto 11170127: *Behavioural Modelling of Public Transport Systems*. Los autores agradecen a Metro de Santiago por proporcionar datos operacionales detallados.

REFERENCIAS

Abenoza, R.F., Cats, O. y Susilo, Y.O. (2017). Travel satisfaction with public transport: determinants, user classes, regional disparities, and their evolution. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **95**, 64-84.

Abenoza, R.F., Cats, O. y Susilo, Y.O. (2018). How does travel satisfaction sum up? An exploratory analysis in decomposing the door-to-door experience for multimodal trips. *Transportation* **46**, 1615-1642.

Allen, J., Muñoz, J.C. y Ortúzar, J. de D., (2018). Modelling service-specific and global transit satisfaction under travel and user heterogeneity. *Transportation Research Part A Policy and Practice* **113**, 509–528.

Allen, J., Muñoz, J.C. y Ortúzar, J. de D. (2019) Understanding public transport satisfaction: using Maslow's hierarchy of (transit) needs. *Transport Policy* **81**, 75-94.

Allen, J., Muñoz, J.C. y Ortúzar, J. de D. (2020) On the effect of operational service attributes on transit satisfaction. *Transportation* **47**, 2307-2336

Batarce, M., Muñoz, J.C., Ortúzar, J. de D., Raveau, S., Mojica, C. y Ríos, R.A. (2015). Use of mixed stated and revealed preference data for crowding valuation on public transport in Santiago, Chile. *Transportation Research Record* **2535**, 73–78.

Ben-Akiva, M. y Bierlaire, M. (1999). Discrete choice methods and their applications to short term travel decisions. En Hall, R.W. (Ed.), *Handbook of Transportation Science*, 5-33. Springer, Boston.

Berger, A., Hoffmann, R., Lorenz, U. y Stiller, S. (2011). Online railway delay management: hardness, simulation, and computation. *Simulation* **87**, 616-629.

Bordagaray, M., dell'Olio, L., Ibeas, A. y Cecín, P. (2014). Modelling user perception of bus transit quality considering user and service heterogeneity. *Transportmetrica A: Transport Science* **10**, 705-721.

Bovy, P.H., Bekhor, S. y Prato, C.G. (2008). The factor of revisited path size: alternative derivation. *Transportation Research Record* **2076**, 132-140.

Cheng, Y.H. y Tsai, Y.C. (2014). Train delay and perceived-wait time: passengers' perspective. *Transport Reviews* **34**, 710-729.

Chorus, C.G. (2010). A new model of random regret minimization. *European Journal of Transport and Infrastructure Research* **10**, 181-196.

Cox, T., Griffiths, A. y Houdmont, J. (2003). Rail safety in Britain: an occupational health psychology perspective. *Work & Stress* **17**, 103-108.

Daskalakis, N.G. y Stathopoulos, A. (2008). Users' perceptive evaluation of bus arrival time deviations in stochastic networks. *Journal of Public Transportation* **11**, 25-38.

De Oña, J. y de Oña, R. (2014). Quality of service in public transport based on customer *satisfaction surveys: a review and assessment of methodological approaches*. *Transportation Science* **49**, 605-622.

Dell'Olio, L., Ibeas, A. y Cecín, P. (2010). Modelling user perception of bus transit quality. *Transport Policy* **17**, 388-397.

DTPM (2019). Public transport trip matrix of Santiago during a working day. Dirección de Transporte Público Metropolitano, Santiago. <http://www.dtpm.cl/index.php/documentos/matrices-de-viaje>

Eboli, L. y Mazzulla, G. (2007). Service quality attributes affecting customer satisfaction for bus transit. *Journal of Public Transportation* **10**, 21-34.

Fan, Y., Guthrie, A. y Levinson, D. (2016). Waiting time perceptions at transit stops and stations: effects of basic amenities, gender, and security. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **88**, 251-264.

Feng, S., Wu, H., Sun, X. y Li, Z. (2016). Factors on perceived waiting time and implications on passengers' satisfaction with waiting time. *Promet-Traffic & Transportation* **28**, 155-163.

-
- Guo, Z. (2011). Mind the map! The impact of transit maps on path choice in public transit. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **45**, 625-639.
- Hall, R.W. (2001). Passenger waiting time and information acquisition using automatic vehicle location for verification. *Transportation Planning and Technology* **24**, 249-269.
- Hensher, D.A., Stopher, P. y Bullock, P. (2003). Service quality—developing a service quality index in the provision of commercial bus contracts. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **37**, 499-517.
- Haywood, L., Koning, M. y Monchambert, G. (2017). Crowding in public transport: who cares and why? *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **100**, 215-227.
- Hochmair, H. (2009). The influence of map design on route choice from public transportation maps in urban areas. *The Cartographic Journal* **46**, 242-256.
- Jara-Díaz, S.R. (2007). *Transport Economic Theory*. Elsevier Science, Amsterdam.
- Ji, Y., Zhang, R., Gao, L. y Fan, Y. (2017). Perception of transfer waiting time at stops and stations in Nanjing. *96th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington, D.C.
- Kim, K.M., Hong, S.P., Ko, S.J. y Kim, D. (2015). Does crowding affect the path choice of metro passengers? *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **77**, 292-304.
- Li, Z. y Hensher, D.A. (2013). Crowding in public transport: a review of objective and subjective measures. *Journal of Public Transportation* **16**, 107-134.
- McFadden, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. En Zarembka, P. (Ed.), *Frontiers of Econometrics*. Academic Press, New York.
- Meng, M., Rau, A. y Mahardhika, H. (2018). Public transport travel time perception: effects of socioeconomic characteristics, trip characteristics and facility usage. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **114**, 24-37.
- Moller, M. y Raveau, S. (2024). Behavioural modelling of metro car choice. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **180**, 103970.
- Orellana J. y Raveau, S. (2018). Public transportation satisfaction modelling using reported and measured data. *Journal I3* **10**, 58-70.
- Ortúzar, J. de. D. y Willumsen, L.G (2024). *Modelling Transport*. Quinta Ed., John Wiley and Sons, Chichester
- Paquette, J., Bellavance, F., Cordeau, J.F. y Laporte, G. (2012). Measuring quality of service in dial-a-ride operations: the case of a Canadian city. *Transportation* **39**, 539-564.

Prato, C.G. (2009). Route choice modeling: past, present and future research directions. *Journal of Choice Modelling* **2**, 65-100.

Prato, C.G. (2014). Expanding the applicability of random regret minimization for route choice analysis. *Transportation* **41**, 351-375.

Psarros, I., Kepaptsoglou, K. y Karlaftis, M.G. (2011). An empirical investigation of passenger wait time perceptions using hazard-based duration models. *Journal of Public Transportation* **14**, 109-122.

Ramming, M.S. (2001). Network Knowledge and Route Choice. Ph.D. Thesis, Department of Civil Engineering, Massachusetts Institute of Technology.

Raveau, S., Guo, Z., Muñoz, J.C. y Wilson, N.H. (2014). A behavioral comparison of route choice on metro networks: time, transfers, crowding, topology and socio-demographics. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **66**, 185-195.

Raveau, S., Muñoz, J.C. y De Grange, L. (2011). A topological route choice model for metro. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **45**, 138-147.

SECTRA (2014). Actualization and recollection of urban transport data. Origin-destination Survey Santiago 2012. Secretaría Ejecutiva Comisión de Transporte, Santiago. <http://www.sectra.gob.cl/biblioteca/detalle1.asp?mfn=3253>

Soza-Parra, J., Raveau, S., Muñoz, J.C. y Cats, O. (2019). The underlying effect of public transport reliability on users' satisfaction. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* **126**, 83-93.

Taylor, S. y Claxton, J.D. (1994). Delays and the dynamics of service evaluations. *Journal of the Academy of Marketing Science* **22**, 254-264.

Tan, R., Adnan, M., Lee, D.H. y Ben-Akiva, M.E. (2015). New path size formulation in path size logit for route choice modeling in public transport networks. *Transportation Research Record* **2538**, 11-18.

Thompson, K., Hirsch, L., Mueller, S., Sharma-Brymer, V., Rainbird, S., Titchener, K., Thomas, M. y Dawson, D. (2011). A socio-economic study of platform and carriage crowding in the Australian metropolitan railway industry. *Proceedings: 9th World Congress on Railway Research*. SNCF, Lille. <http://www.wcrr2011.org/railway-research-congress/organisers>.

Tirachini, A., Sun, L., Erath, A. y Chakirov, A. (2016). Valuation of sitting and standing in metro trains using revealed preferences. *Transport Policy* **47**, 94-104.

Tyrinopoulos, Y. y Antoniou, C. (2008). Public transit user satisfaction: variability and policy implications. *Transport Policy* **15**, 260-272.

Vierordt, K. (1868). *Der Zeitsinn nach Versuchen*. Verlag der H. Laupp, Tübingen.

Yarmey, A.D. (2000). Retrospective duration estimations for variant and invariant events in field situations. *Applied Cognitive Psychology* **14**, 45-57.

Yoh, A., Iseki, H., Smart, M. y Taylor, B.D. (2011). Hate to wait: effects of wait time on public transit travelers' perceptions. *Transportation Research Record* **2216**, 116-124.