



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERIA

# **ELECCIÓN DE RUTA, PERCEPCIÓN Y SATISFACCIÓN DEL NIVEL DE SERVICIO DEL METRO DE SANTIAGO**

**FRANCISCA GIRALDEZ ZÚÑIGA**

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

Profesor Supervisor:  
**SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ**

Santiago de Chile, diciembre, 2021

© MMXXI, Francisca Giraldez Zúñiga



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERIA

# ELECCIÓN DE RUTA, PERCEPCIÓN Y SATISFACCIÓN DE LOS USUARIOS DEL METRO DE SANTIAGO

**FRANCISCA GIRALDEZ ZÚÑIGA**

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

**SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ**

**JUAN DE DIOS ORTÚZAR SALAS**

**JAIME SOZA PARRA**

**ESTEBAN SÁEZ ROBERT**

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

Santiago de Chile, diciembre, 2021

*A mis padres, Bárbara y Ciro, y a mi  
pareja, Felipe. Su apoyo es  
invaluable.*

## AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a mis padres, Bárbara y Ciro, a mi pareja, Felipe, y a mis hermanos, Ciro y Felipe, por su apoyo incondicional en este largo proceso. Los últimos dos años fueron muy intensos para todos, pero para mí lo más difícil fue mantenerme tan lejos de ustedes en este tiempo. Su cariño y compañía a la distancia me dieron la fuerza para terminar este proceso.

En segundo lugar, quiero agradecer a quien más influyó en que pudiera terminar esta tesis, mi profesor guía y amigo, Sebastián Raveau. Quiero agradecer enormemente la paciencia y excelente disposición que siempre tuvo en nuestras reuniones. Me llevo muchos aprendizajes, a nivel técnico y personal, de nuestro trabajo en estos años. Gracias por siempre respaldar mis decisiones, en especial la que me llevó a vivir tres años en el extranjero.

En tercer lugar, quiero agradecer al equipo de Metro de Santiago, en especial a Cristian Cañete, Jessica Sanhueza, Jaime Antoine, Nelson Devia y José Vera, por proveer los datos de operación que permitieron el desarrollo de este trabajo.

Por último, quisiera agradecer a quienes me acompañaron en el desarrollo de mi carrera. Fueron seis años de muchas experiencias y amistades extraordinarias que llevaré siempre en mi corazón.

## ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS .....	iii
ÍNDICE DE TABLAS .....	vi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	vii
RESUMEN.....	viii
ABSTRACT .....	ix
1. Introducción.....	1
2. Marco Metodológico.....	5
2.1. Revisión de literatura .....	5
2.1.1. Modelación de elección de ruta .....	5
2.1.2. Modelación de percepción .....	7
2.1.3. Modelación de satisfacción.....	10
2.2. Metodología de modelación: modelos de elección discreta.....	13
2.2.1. Información requerida.....	13
2.2.2. Mecanismos de elección .....	14
2.2.3. Modelos logit .....	15
3. Recopilación de Datos .....	21
3.1. Encuesta de usuarios .....	21
3.1.1. Diseño de la encuesta.....	21
3.1.2. Aplicación de la encuesta.....	24
3.2. Información de operación.....	28
3.2.1. Trayectoria de los trenes .....	28
3.2.2. Ocupación de los trenes .....	29
3.3. Análisis descriptivo .....	29
3.3.1. Elección de ruta .....	31
3.3.2. Percepción.....	33
3.3.3. Satisfacción.....	37
4. Modelaciones y resultados.....	39
4.1. Elección de ruta.....	39

4.2. Percepción .....	45
4.2.1. Modelo tiempo de viaje .....	48
4.2.2. Modelo tiempo de espera .....	49
4.2.3. Modelo ocupación.....	50
4.3. Satisfacción .....	51
4.4. Síntesis de los modelos .....	55
4.4.1. Resumen modelo de elección de ruta .....	55
4.4.2. Resumen modelos de percepción.....	56
4.4.3. Resumen modelo de satisfacción .....	57
5. Conclusiones .....	58
BIBLIOGRAFÍA.....	62
A N E X O S.....	70
Anexo A: Detalle encuesta aplicada.....	71
Anexo B: Disponibilidad de la red con fechas de apertura .....	73
Anexo C: Comparación con modelo lineal de ruta .....	74
Anexo D: Comparación con modelo lineal de satisfacción .....	75

## ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 3-1: Distribución de respuestas por estación.....	30
Tabla 3-2: Representación categoría de usuarios.....	30
Tabla 3-3: Distribución de respuestas de elección de ruta.....	31
Tabla 3-4: Nota por categoría de usuario.....	37
Tabla 4-1: Parámetros resultantes modelos de elección de ruta .....	42
Tabla 4-2: Definición categorías y distribuciones de error por atributo .....	47
Tabla 4-3: Parámetros resultantes modelo de percepción de tiempo de viaje .....	48
Tabla 4-4: Parámetros resultantes modelo de percepción de tiempo de espera.....	49
Tabla 4-5: Parámetros resultantes modelo de percepción de ocupación.....	50
Tabla 4-6: Parámetros resultantes modelo de satisfacción .....	52
Tabla 4-7: Tasas marginales de sustitución modelo de satisfacción.....	54

## ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 3-1: Niveles de ocupación .....	22
Figura 3-2: Ubicación de usuario en el vagón de Metro .....	23
Figura 3-3: Atracción de viajes por estación de Metro .....	24
Figura 3-4: Atracción de viajes de estaciones elegidas.....	25
Figura 3-5: Disponibilidad de la red durante las mediciones.....	27
Figura 3-6: Análisis estadístico respuestas de elección de ruta .....	32
Figura 3-7: Percepción del tiempo de viaje.....	34
Figura 3-8: Percepción del tiempo de espera .....	35
Figura 3-9: Percepción de la ocupación .....	36
Figura 3-10: Satisfacción según nivel de ocupación.....	38
Figura 4-1: Contribución de cada atributo a la utilidad de ruta de usuarios de clase 2 ...	43
Figura 4-2: Tasa marginal de sustitución ocupación y tiempo de viaje ambas clases .....	44
Figura 4-3: Tasa marginal de sustitución tiempo de espera y tiempo de viaje clase 2 .....	45
Figura 4-4: Distribución de indicador de error por componente analizada .....	46
Figura 4-5: Contribución de cada atributo a la satisfacción.....	53

## **RESUMEN**

Esta investigación se enfoca en entender tres aspectos fundamentales del comportamiento de usuarios de transporte público: su elección de ruta, su percepción de los atributos del viaje, y su satisfacción. Para esto se elaboró una única encuesta que, junto con datos de operación, permitió recolectar información sobre los tres aspectos de comportamiento. Esta se aplicó a usuarios del Metro de Santiago en noviembre y diciembre de 2019.

A diferencia de los modelos de elección de ruta descritos en la literatura, el modelo de elección de ruta obtenido considera dos clases latentes, una compensatoria (72,4% de los viajeros) y otra pseudo-lexicográfica (27,6% restante) que minimiza transbordos. La clase compensatoria considera en su elección el tiempo de viaje, de espera, de caminata, ocupación y si la ruta posee tramos en las nuevas líneas 3 y 6.

Los modelos de percepción y satisfacción poseen una escala ordinal. En el modelo de percepción se encontró que los adultos mayores tienden a tener estimaciones del tiempo de espera más cercanas a los valores operacionales. En general, las percepciones de los usuarios tienden a sobreestimar el tiempo de viaje, de espera y la ocupación. En el modelo de satisfacción se incorporó la heterogeneidad en la preferencia de los usuarios mediante parámetros aleatorios del tiempo de espera y ocupación, y variaciones sistemáticas de la ocupación. Se concluye que la ocupación es el atributo más importante en la satisfacción, y que esta se explica mejor con los datos de percepción que con los datos operacionales.

Palabras Claves: elección de ruta, percepción, satisfacción, modelos de elección discreta, Metro de Santiago

## **ABSTRACT**

This research focuses on understanding three fundamental aspects of public transport users' behavior: their choice of route, their perception of the trip attributes, and their satisfaction. To this end, a single survey was developed that, together with operational data, allowed to collect information on the three aspects of behaviour. This was applied to users of Metro de Santiago in November and December 2019.

Unlike the route choice models described in the literature, the resultant route choice model considered two latent classes, one compensatory (72.4% of travelers) and another pseudo-lexicographic (27.6% remaining) that minimizes transfers. The compensatory class considers the travel time, waiting time, walking, occupation, and whether the route has sections on the new lines 3 and 6, in its choice.

Perception and satisfaction models have an ordinal scale. The perception model suggests that older adults tend to have travel and waiting time estimates closer to the operational values. In general, user perceptions tend to overestimate travel, wait, and occupancy time. Heterogeneity in users' preferences was incorporated into the satisfaction model using random parameters of waiting time and occupancy, and systematic variations in occupancy. It is concluded that satisfaction is better explained with perception data than with operational data.

Keywords: route choice, perception, satisfaction, discrete choice model, Metro de Santiago

## 1. INTRODUCCIÓN

La planificación de transporte urbano es un proceso complejo que involucra diferentes modelaciones, como la estimación del número de viajes según zona de origen y destino, la demanda de los modos de transporte, los flujos resultantes de cada vía, entre otros. Tradicionalmente estas modelaciones asumen supuestos sobre el comportamiento de los individuos, como que los usuarios actúan de manera racional, o que poseen información perfecta, lo cual muchas veces excluye del análisis otras consideraciones que pueden influir en la toma de decisiones de los pasajeros.

Comprender y modelar el comportamiento de los viajeros es crucial para la evaluación y modelación de proyectos de transporte. Los modelos de comportamiento nos permiten pronosticar los patrones de movilidad mediante el análisis de las diferentes decisiones del pasajero: dónde realizar sus actividades (estudiar, vivir), qué modo utilizar, o qué ruta tomar, entre otros. Como resultado de estas decisiones se obtienen los flujos que determinan los niveles de servicio de la red, los cuales inciden en la valoración de los usuarios sobre los modos de transporte. Esto es particularmente importante para el transporte público, el cual posee limitaciones presupuestarias que dificultan mejorar su competitividad frente al transporte privado, y, por lo tanto, mantener (o incluso incrementar) su número de pasajeros (De Oña y De Oña, 2014).

Este estudio busca analizar tres dimensiones del comportamiento de usuarios de transporte público: su elección de ruta, su percepción sobre los atributos del viaje y su satisfacción acorde con los niveles de servicio reportados. Por un lado, identificar los factores que inciden en la elección de ruta de los usuarios permitiría predecir de mejor manera los factores de carga de cada línea de la red, los que a su vez determinan los niveles de servicio, como la ocupación. Esto es especialmente importante para los operadores de transporte público, quienes, acorde con los niveles de servicio resultantes, ajustan la frecuencia ofrecida a la demanda de cada línea. Por otro lado, resulta de interés analizar qué tan distinta es la percepción de los pasajeros sobre el nivel de servicio respecto a los

valores reportados por la operación. Esto es de vital importancia porque las personas se comportan de acuerdo con sus percepciones, y no necesariamente de acuerdo con los indicadores de servicio de la operación. Sin embargo, estos últimos son los que se utilizan regularmente para evaluar el comportamiento de los usuarios (Orellana y Raveau, 2018). Por último, identificar los atributos más incidentes en la satisfacción de los usuarios ayudaría a los operadores a priorizar las potenciales mejoras al sistema, lo que permite aumentar la fidelidad de los pasajeros y gestionar los niveles de pasajeros del transporte público (Lombardo et al., 2019).

Estos tres aspectos de comportamiento han sido ampliamente estudiados en la literatura. Sin embargo, hay una clara brecha que debe abordarse: la mayoría de los estudios anteriores se centran en un solo aspecto de comportamiento, solo algunos analizan dos de los aspectos mencionados al mismo tiempo. Además, muchos de estos estudios requieren una alta desagregación de información o mediciones complejas en terreno (Dell'Olio et al., 2010; Abenoza et al., 2018; Daskalakis y Stathopoulos, 2008; Meng et al., 2018; Li y Hensher, 2013). En cambio, en este estudio, se buscará realizar una única recolección de información que permita recabar los datos necesarios para la modelación y comprensión de estas tres componentes de comportamiento, los cuales serán posteriormente complementados con información de la operación del sistema de transporte analizado.

Este estudio se enfoca particularmente en comprender el comportamiento de los usuarios de Metro de Santiago, Chile. En esta ciudad se realizan más de 18 millones viajes diarios, donde 4,6 millones (25%) de esos viajes se realiza en transporte público (SECTRA, 2014). El Metro de Santiago es un modo crucial para la movilidad de la ciudad, pues en un día laboral se realizan 2,8 millones de viajes con al menos una etapa en Metro (DTPM, 2019), es decir, el 61% de los viajes en transporte público tienen al menos un tramo en Metro.

Un aspecto importante por considerar es que, Metro de Santiago inauguró recientemente dos líneas automáticas: la Línea 3 en 2019 y la Línea 6 en 2017, aumentando el número de líneas de la red a siete. Las líneas nuevas difieren de la operación del resto, pues son

las únicas dos líneas automáticas de la red y poseen una tecnología más avanzada. Con la apertura de estas líneas, el número de estaciones aumentó de 108 a 136 y la extensión de la red creció de 102,7 a 140 kilómetros. Esto incrementó la accesibilidad hacia el Metro en varias comunas de la ciudad (Cerrillos, Pedro Aguirre Cerda, Santiago, San Miguel, San Joaquín, Ñuñoa, Providencia, Quilicura, Conchalí, Independencia, Ñuñoa y La Reina) y también amplió considerablemente el número de rutas disponibles para los usuarios.

Es importante mencionar que el comportamiento de usuarios de Metro de Santiago se ha analizado bastante en la literatura. Existen diversas investigaciones que analizan la elección de ruta y satisfacción de los usuarios (Raveau et al., 2011; Raveau et al., 2014; Soza-Parra et al., 2019). Sin embargo, estas fueron previas a la inauguración de las Líneas 3 y 6. Por lo tanto, uno de los objetivos de este estudio es verificar si los hallazgos realizados previos a la apertura de las líneas siguen siendo aplicables en el escenario con las líneas nuevas operativas.

Considerando la literatura existente, y la ampliación de la red operativa de Metro de Santiago, las hipótesis a probar en este trabajo son las siguientes:

1. Es posible obtener información suficiente para la modelación de las tres variables de comportamiento -elección de ruta, percepción y satisfacción- con un único instrumento de medición, que posteriormente podrá ser complementado con información operacional.
2. La elección de ruta y satisfacción mantendrán las formas funcionales encontradas en la literatura previa a la apertura de las líneas nuevas de Metro.
3. Realizar un tramo del viaje en las líneas nuevas afectará la utilidad, percepción y satisfacción de los usuarios, dada la diferencia de nivel de servicio entre las líneas nuevas y antiguas.

4. Las percepciones de los atributos del viaje variarán fuertemente dependiendo de las características sociodemográficas del individuo y los atributos del viaje.

Por lo tanto, para probar las hipótesis mencionadas en el párrafo anterior, los objetivos de esta investigación son los siguientes:

1. Utilizar una misma encuesta para modelar la elección de ruta, percepción y satisfacción de los usuarios. Esto será una contribución a la literatura existente, pues ninguna investigación evalúa estas tres componentes de comportamiento en un mismo instrumento.
2. Modelar la elección de ruta mediante un modelo de elección discreta considerando la incorporación de las Líneas 3 y 6 en la red. En esta modelación se busca profundizar los aportes de investigaciones anteriores.
3. Modelar la satisfacción de los usuarios mediante un modelo de elección discreta, siguiendo las modelaciones realizadas anteriormente en la literatura.
4. Ilustrar la dispersión de la percepción de los usuarios sobre los atributos reales de viaje. Además, como contribución de esta investigación, se modelará la diferencia de percepción mediante modelos de elección discreta.
5. Identificar lecciones y recomendaciones para la operación de Metro de Santiago.

El documento continúa con la siguiente estructura: la sección 2 muestra el marco metodológico del trabajo, junto con la revisión de literatura de los modelos a explorar. La sección 3 muestra el detalle de la encuesta, su contexto de aplicación y cómo se encuentra la información de operación disponible. La sección 4 muestra los modelos resultantes para cada componente de comportamiento. Por último, la sección 5 posee las conclusiones del estudio.

## **2. MARCO METODOLÓGICO**

En la primera sección de este capítulo se describe la literatura existente respecto a la modelación de las tres componentes de comportamiento de interés: elección de ruta, percepción y satisfacción. En la segunda sección se detallan la teoría y metodología de modelación.

### **2.1. Revisión de literatura**

En esta sección se resume la bibliografía disponible sobre los modelos de las componentes de comportamiento de los usuarios analizadas: elección de ruta, satisfacción y percepción de los atributos del viaje (tiempo de espera, tiempo de viaje y ocupación).

#### **2.1.1. Modelación de elección de ruta**

Un aspecto del comportamiento de los usuarios que será analizado es la elección de ruta en Metro de Santiago. La elección de ruta al igual que otras elecciones discretas, puede modelarse como la elección de una alternativa que es parte de un conjunto de alternativas disponibles. No obstante, a diferencia de otras elecciones discretas como la elección modal, las alternativas pueden ser difíciles de enumerar (Prato, 2009). Sin embargo, en un sistema con rutas finitas, como Metro de Santiago, su enumeración no es un obstáculo.

Los enfoques tradicionales de modelación de elección de ruta consideran exclusivamente factores del nivel de servicio como tiempo de viaje dentro del vehículo, tiempo de espera, ocupación, entre otros; y características sociodemográficas como nivel de ingreso, propósito de viaje, y edad (Ortúzar y Willumsen, 2011). En los últimos años se han incorporado el nivel de servicio y características sociodemográficas de una manera más compleja. Por ejemplo, Tirachini et al. (2016) mostraron el efecto que tiene la ocupación y la disponibilidad de asiento en la elección de ruta mediante *crowding multipliers*, que indican cómo la ponderación de los atributos se ve afectada por la ocupación. Kim et al.

(2015) consideraron en su modelación la congestión de pasajeros que se produce en las conexiones, donde encontraron que las personas evitan la aglomeración de pasajeros y la demora que genera en los transbordos. Otras investigaciones han incluido la percepción de los atributos de la ruta, mencionan que el comportamiento del usuario se determina por el costo percibido de las alternativas o el conocimiento que tiene el usuario sobre la red (Ramming, 2001).

Existen otras variables, distintas a las características de los usuarios o del nivel de servicio de las rutas, que inciden en la elección de ruta. Raveau et al. (2011) mostraron que existen variables topológicas, como el costo angular, que hace referencia a cuánto los usuarios penalizan una ruta menos directa, el acercamiento al origen y el alejamiento hacia el destino que afectan esta elección. En la misma línea, Guo (2011) sugiere que los usuarios de Metro pueden basar más sus decisiones en la información contenida en los mapas que en sus experiencias anteriores, mientras que Hochmair (2009) encontró que los mapas con información adicional, como el máximo tiempo de espera, influyen en la elección de ruta.

La literatura también ha mostrado que los aspectos psicológicos de los usuarios afectan su elección de ruta, los cuales se pueden modelar mediante variables latentes, y resultan altamente superiores a los modelos tradicionales (Raveau et al., 2014). Otra forma de modelar aspectos psicológicos es utilizando diferentes mecanismos de elección (Prato, 2014), por ejemplo, la minimización del arrepentimiento (Chorus, 2010) establece que el usuario selecciona la ruta que lo hace sentir menos arrepentido de no haber elegido otra ruta alternativa (Prato, 2014).

En la modelación de esta elección es importante considerar la correlación que existe entre las rutas disponibles debido a los tramos que comparten. Esta puede ser incorporada en la modelación de distintas maneras: Ben-Akiva y Bierlaire (1999) propusieron un modelo *Path-Size* Logit (PSL), donde las utilidades de las rutas poseen un factor de correlación, al cual posteriormente se le han propuesto diversas modificaciones (Bovy et al., 2008; Tan et al., 2015). Asimismo, De Grange et al. (2014) propusieron una resolución iterativa de

punto fijo para el problema de asignación de flujo, considerando un término de correlación entre rutas.

Para efectos de este estudio, y siguiendo la literatura anteriormente señalada, se considerarán como potenciales atributos que describen esta elección: (i) las características sociodemográficas de los usuarios y de las rutas disponibles (como el nivel de servicio), (ii) las variables topológicas (iii) características de las combinaciones (como el tiempo de caminata, existencia de escaleras mecánicas y/o subidas), y (iv) la correlación entre alternativas mediante la formulación de modelos PSL que se detalla en la subsección 2.2.3.5.

### **2.1.2. Modelación de percepción**

La percepción del transporte se refiere a la estimación de variables cuantitativas como el tiempo de viaje, tiempo de espera, tiempo de transbordo, tarifa, entre otros (Bordagaray et al., 2014). Sin embargo, esta percepción no es usualmente considerada en la modelación de transporte (Orellana y Raveau, 2018), aunque puede ser determinante para comprender el comportamiento de los usuarios (Li y Hensher, 2013). Un gran desafío de usar los valores percibidos es que pueden resultar difíciles de predecir, y que puede haber un sesgo de errores mayores de percepción de las alternativas no escogidas (Ortúzar y Willumsen, 2011).

#### **2.1.2.1. Percepción del tiempo de viaje**

El tiempo de viaje es uno de los elementos clave con que se evalúa la efectividad de un sistema de transporte público (Daskalakis y Stathopoulos, 2008) y es muy significativo en la opinión de los usuarios sobre la calidad del servicio (Meng et al., 2018).

Uno de los primeros descubrimientos sobre percepción del tiempo fue realizado por Vierordt (1868), quien mencionó que la duración de actividades cortas era usualmente

sobrestimada y la duración de actividades largas era subestimada. Esto fue posteriormente comprobado en estudios de percepción del tiempo de viaje (Yarmey, 2000).

Según Meng et al. (2018), en las modelaciones de transporte es más razonable usar el tiempo de viaje percibido, en lugar del tiempo de viaje real planificado o resultante de la operación. En ese estudio encontraron que el tiempo de viaje percibido dependía de las características sociodemográficas del usuario, características del viaje y el uso de las instalaciones, y que, al mismo tiempo, este se veía influenciado por el tiempo de viaje de la etapa anterior.

#### **2.1.2.2. Percepción del tiempo de espera**

La demora de los trenes es uno de los mayores problemas que puede provocar la insatisfacción de usuarios de sistemas férreos (Berger et al., 2011). En efecto, Taylor y Claxton (1994) declaran que una larga demora afecta la evaluación del servicio completo.

Existen estudios que muestran que la percepción del tiempo de espera se ve influida por el ambiente de la zona de espera, como la iluminación, limpieza e información sobre el servicio (Yoh et al., 2011; Fan et al., 2016; Ji et al., 2017; Feng et al., 2016). Los resultados concluyen que zonas de espera más cómodas influyen en una menor percepción del tiempo de espera.

Respecto a las características de los usuarios, Yarmey (2000) encontró que repetir la experiencia ayuda a que el usuario mejore su estimación del tiempo de espera. Hall (2001) menciona que el conocimiento de los usuarios sobre el itinerario de los buses disminuye la estimación del tiempo de espera. Psarros et al. (2011) encontraron que la distorsión de los tiempos de espera percibidos variaba según el período del viaje, propósito, género y edad del viajero. Cheng y Tsai (2014) encontraron que esos factores junto con el nivel educacional y el ingreso mensual influían en la tolerancia de espera del usuario.

### **2.1.2.3. Percepción de la ocupación**

El nivel de ocupación es otro elemento clave de un servicio de transporte público (Hensher et al, 2003), incluso para algunos sistemas de transporte el hacinamiento es el problema más frecuente (Thompson et al., 2011).

De acuerdo con Li y Hensher (2013), la ocupación tiene dos dimensiones: la percibida (subjetiva) y la densidad (objetiva). Por esto es importante analizar la ocupación desde ambas perspectivas: la del usuario y la del operador.

Desde la perspectiva del usuario, estudios previos muestran que las altas ocupaciones aumentan la insatisfacción del viaje (Li y Hensher, 2013). Al igual que la percepción de los tiempos, la percepción del hacinamiento de un tren se ve influenciada por varios factores, donde Thompson et al. (2011) destacan los siguientes: (1) las expectativas basadas en experiencias previas; (2) el ambiente, como el clima y comodidad del tren; (3) la comunicación que ofrece el operador, pues una baja calidad de la información aumenta la sensación de hacinamiento; (4) el control, mientras más control siente el pasajero sobre su decisión, más positiva es su percepción; (5) la demora, que es el factor más influyente en la ocupación percibida y exagera la sensación de hacinamiento; (6) la sensación de riesgo; (7) las emociones, pues la percepción y tolerancia del hacinamiento está altamente influenciada por las emociones del usuario antes de abordar el tren; y (8) el comportamiento de los otros pasajeros, si los otros usuarios afectan la comodidad del pasajero este tiende a exagerar su estimaciones de ocupación. Por lo tanto, algunas recomendaciones que sugieren Cox et al. (2003) desde la perspectiva del usuario incluyen trabajar las expectativas de los usuarios, quienes pueden cambiar su estándar sobre lo que es un carro “lleno” y sus actitudes respecto a la alta ocupación.

Desde una perspectiva de operación, la frecuencia y el tamaño del vehículo son aspectos significativos en la ocupación resultante. Por consecuencia, resulta oportuno revisar los estándares de ocupación definidos por los operadores de transporte, para evaluar si reflejan adecuadamente las experiencias y percepciones de hacinamiento de los usuarios

(Li y Hensher, 2013). Adicionalmente, otras sugerencias mencionadas por Cox et al. (2003) consideran proveer más información y apoyo a los pasajeros que se trasladan en trenes llenos, incluyendo el proceso de acceso y egreso de los trenes.

Para evaluar la ocupación existen distintas fuentes de información. Las encuestas son una fuente altamente utilizada (Yap et al., 2020). En estas se han usado diferentes maneras de representar los niveles de ocupación, donde destacan las imágenes (Batarce et al., 2016) y los colores (Li et al., 2017). Otra fuente de información existente son los datos automáticos generados en sistemas de transporte con mayor tecnología, que contienen información como la localización de los vehículos, el conteo de los pasajeros, o la recolección de la tarifa (Yap et al., 2020). En el caso de Metro de Santiago, existe información sobre la ocupación y circulación de los trenes; sin embargo, no existe información sobre el egreso y la ruta de los usuarios, que permitirían realizar análisis más precisos.

En base a lo expuesto en la literatura, en esta investigación se limitará el análisis de percepción a las estimaciones de los usuarios sobre el tiempo de viaje, espera y ocupación en el último tramo de viaje en Metro. No se analizará el ambiente o las acciones del usuario durante la espera o en el viaje dentro del vehículo. Se categorizará a los usuarios según sus características sociodemográficas, propósito y frecuencia de viaje, y ubicación en el tren. Los atributos reales se calcularán considerando la información de operación de la red, sin requerir una medición individual para cada usuario.

### **2.1.3. Modelación de satisfacción**

Según Paquette et al. (2012), la calidad puede ser analizada desde dos perspectivas: (1) la experiencia de los usuarios (Dell’Olio et al., 2010) y (2) la calidad esperada, que tiene relación con las expectativas de los usuarios sobre un servicio eficiente de transporte público (Eboli y Mazzulla, 2007). En este estudio se analizará la satisfacción desde la perspectiva de experiencia de los usuarios.

La satisfacción y calidad del transporte público han sido vastamente estudiadas mediante diversas metodologías y fuentes de información (De Oña y De Oña, 2014). Algunos estudios se enfocaron en determinar los factores operacionales más influyentes en sus formas funcionales, mientras otros han analizado las diferencias de satisfacción dependiendo de las características de los usuarios.

De acuerdo con Abenoza et al. (2018), los principales atributos que afectan la satisfacción global del usuario son el ambiente de la estación, la facilidad de transbordar, y atributos operacionales, como la confiabilidad, la velocidad del viaje y la frecuencia. Adicionalmente, Tyrinopoulos y Antoniou (2008) encontraron que, sin considerar la frecuencia, la limpieza del vehículo, las condiciones de espera, la distancia de transbordo y la cobertura de la red eran los atributos más importantes para evaluar sistemas de transporte público. Por su parte, Haywood (2017) analiza la insatisfacción de los pasajeros dependiendo de su ubicación en el vehículo. Establece tres causas principales de la insatisfacción de los usuarios que viajan de pie: (1) no pudieron viajar sentados; (2) tuvieron menos oportunidades de usar el tiempo de viaje; (3) resintieron la cercanía física a otros pasajeros.

Otro factor importante por considerar en la satisfacción de un viaje son las etapas que lo componen. En el caso de esta investigación, se evaluó trabajar sobre la satisfacción total del viaje en Metro, pero para evitar errores de precisión en el análisis de percepciones y satisfacción se optó por encuestar y modelar solo la última etapa del viaje. No obstante, Abenoza et al. (2018) mencionan que todas las etapas son significativas en la satisfacción global, por lo que un estudio posterior podría considerar la satisfacción de todas las etapas del viaje.

Respecto a las características de los usuarios, la literatura ha encontrado que la comodidad del viaje es más importante para los estudiantes (Abenoza et al., 2017) y adultos mayores (Dell'Olio et al., 2010). Asimismo, Abenoza et al. (2018) mencionan que la satisfacción depende de la frecuencia con que viajan. Existen estudios que muestran que los usuarios

más frecuentes están en general más satisfechos con el servicio (Abenoza et al., 2017). Por otro lado, Abenoza et al. (2018) mencionan que los usuarios regulares están más expuestos a incidentes, que los usuarios menos frecuentes, y, por tanto, su satisfacción es menor. Allen et al. (2020) demostraron el importante efecto que pueden tener los incidentes en la evaluación general del viaje, especialmente cuando no son planificadas.

La heterogeneidad de los usuarios se puede modelar de diferentes maneras. Por ejemplo, Bordagaray et al. (2014), modelaron la calidad del servicio de buses utilizando datos de percepción de los usuarios, donde la heterogeneidad de los usuarios se consideró mediante parámetros aleatorios y variaciones sistemáticas sociodemográficas. Por otro lado, Allen et al. (2018) utilizaron un modelo de ecuaciones estructurales para capturar la heterogeneidad de las condiciones de viaje y características sociodemográficas de los usuarios de transporte público. Obtuvieron que la variable más importante para la satisfacción del sistema integrado era una mezcla entre la satisfacción de la etapa en Metro, el comportamiento de otros usuarios y la información disponible que tienen los usuarios. Soza-Parra et al. (2019) encontraron que la confiabilidad de los tiempos de espera y la ocupación tenía un impacto muy fuerte en la satisfacción de los usuarios, especialmente para los usuarios menores de 35 años, donde también la comodidad tenía un rol muy importante.

Finalmente, respecto a la forma funcional de la ocupación en la satisfacción, Soza-Parra et al. (2019) muestran que la alta ocupación tiene un impacto negativo no lineal en la satisfacción de los usuarios. Además, evidencian el gran impacto que tienen la confiabilidad de los tiempos de espera y la ocupación en la satisfacción de los usuarios.

Considerando lo expuesto de la literatura existente, en este estudio se analizará la satisfacción de los usuarios categorizándolos de acuerdo con sus características sociodemográficas, propósito y frecuencia de viaje, y ubicación en el tren durante el viaje. Se intentará replicar la forma funcional descrita por Soza-Parra et al. (2019), para verificar su aplicabilidad en otros experimentos.

## **2.2. Metodología de modelación: modelos de elección discreta**

En esta sección se explicará la información utilizada en los modelos de elección discreta, los mecanismos de elección y los tipos de modelo existentes.

### **2.2.1. Información requerida**

Para poder estimar un modelo de elección discreta se requiere la siguiente información para cada individuo: el conjunto de alternativas disponibles, los atributos de las alternativas, las características de la persona y la elección realizada. Para recabar la información necesaria, existen dos posibles fuentes de datos: preferencias reveladas (PR) y preferencias declaradas (PD).

#### **2.2.1.1. Preferencias reveladas (PR)**

Se basan en el comportamiento real de las personas. Dentro de las limitaciones de esta fuente de datos se encuentran que el costo por respuesta es mayor, debido a que -en general- se obtiene una respuesta por individuo. Además, puede existir menor variabilidad de las variables explicativas -varios individuos pueden responder igual- y no entrega información sobre situaciones hipotéticas futuras.

#### **2.2.1.2. Preferencias declaradas (PD)**

Se basan en el comportamiento hipotético de las personas ante determinadas situaciones de elección. La gran limitante de este tipo de instrumento es que los individuos pueden comportarse distinto a lo declarado en su respuesta. Entre las ventajas destacan que el modelador posee un mayor control de las variables a evaluar -a diferencia de las PR donde el modelador queda restringido a lo que ocurra-, lo que permite evaluar cambios del escenario actual, y obtener un mayor tamaño muestral con un menor número de encuestados.

En este caso, frente a la necesidad de emplear un único instrumento para medir las tres componentes de comportamiento sobre el viaje recién realizado, se optó por un instrumento de preferencias reveladas de corta extensión, que también permitiera obtener un amplio tamaño de muestra.

### **2.2.2. Mecanismos de elección**

Los modelos de elección discreta suponen que un individuo con determinadas características tiene un conjunto de alternativas disponibles con atributos conocidos. El individuo escoge una de estas alternativas, de acuerdo con sus actitudes, percepciones y las restricciones presentes.

Estos modelos pueden basarse en distintas teorías de comportamiento. La maximización de utilidad (RUM), originalmente propuesta por Marschak (1960), establece que el individuo escoge la alternativa que le brinda mayor utilidad. La minimización del arrepentimiento (RRM), propuesta por Chorus (2010), menciona que el individuo escoge la alternativa que le produce un menor arrepentimiento de no escoger las otras. La eliminación por aspectos (EBA), propuesta por Tversky (1972), plantea que el individuo descarta las alternativas iterativamente mediante la priorización de los atributos. El enfoque de *satisficing* (Simon, 1955), modela que el individuo escoge la primera alternativa suficientemente buena. El comportamiento lexicográfico (Sælensminde, 2002) hace referencia a que el individuo realiza su elección considerando solo un atributo.

En este caso, inicialmente se modelarán las dimensiones de comportamiento mediante el enfoque de maximización de la utilidad aleatoria, que corresponde a el enfoque tradicional en las modelaciones de transporte (McFadden, 1974). Otros mecanismos de elección se podrían considerar dependiendo de los resultados obtenidos.

### 2.2.3. Modelos logit

La maximización de utilidad se basa en que los usuarios se comportan de manera racional, poseen información perfecta, actúan de forma determinística y escogen la alternativa que maximiza su utilidad.

Sea  $U_{iq}$  la utilidad que le reporta la alternativa  $i$  al individuo  $q$ . Se plantea que la utilidad  $U_{iq}$  se descompone en una utilidad sistemática ( $V_{iq}$ ), que depende de las características de los individuos y de las alternativas observables por el modelador, y una componente de error ( $\varepsilon_{iq}$ ), como indica la Ecuación (2.1):

$$U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.1)$$

Luego, el usuario  $q$  escogerá la alternativa  $i$  solo si:

$$U_{iq} \geq U_{jq} \quad \forall j \in A(q) \quad (2.2)$$

Por lo tanto, se plantea una probabilidad de elección ( $P_{iq}$ ) para cada alternativa, y esta depende de la distribución de las componentes de error ( $\varepsilon_{iq}$ ). Los modelos Logit asumen estas componentes de error distribuyen Gumbel.

$$P_{iq} = \Pr \{ \varepsilon_{iq} - \varepsilon_{jq} \geq V_{jq} - V_{iq}, \quad \forall j \in A(q) \} \quad (2.3)$$

Como se mencionó anteriormente, la utilidad sistemática ( $V_{iq}$ ) depende de los atributos de las alternativas y de las características de los individuos, y generalmente utiliza una función lineal que depende de parámetros desconocidos ( $\theta$ ) que ponderan a atributos y características individuales. Por lo tanto, dado que se conoce la elección de cada individuo, es posible estimar los parámetros asociados a cada atributo ( $\theta$ ) de la utilidad sistemática mediante Máxima Verosimilitud.

### 2.2.3.1. Modelo logit multinomial (MNL)

Este modelo asume que las alternativas son independientes, es decir, que no existe correlación entre ellas; además asume que los errores  $\varepsilon_{iq}$  son homocedásticos. La probabilidad de elección de la alternativa  $i$ , en este caso, posee la siguiente expresión:

$$P_{iq} = Pr\{U_{iq} \geq \max_{j \neq i, j \in A(q)} (U_{jq})\} \quad (2.4)$$

$$P_{iq} = \frac{e^{V_{iq}}}{\sum_{j \in A(q)} e^{V_{jq}}} \quad (2.5)$$

La principal limitación del MNL es que en la mayoría de los casos en la práctica no se cumplen las hipótesis requeridas para generar su sencilla forma funcional (independencia y homocedasticidad). Además, el modelo no permite variaciones en los gustos para cada individuo, pues  $V_{iq}$  tiene una especificación con parámetros fijos (pero sí permite variaciones para categorías de usuarios, mediante variaciones sistemáticas de gustos).

En el enfoque tradicional se utiliza una formulación lineal de la utilidad sistemática ( $(V_{iq})$ ). Sin embargo, se pueden captar no-linealidades en las preferencias mediante distintas transformaciones. Por ejemplo, se puede considerar variaciones sistemáticas de los atributos, a través de la creación de variables binarias que representen diferentes niveles de un atributo cualitativo. Otra forma de captar heterogeneidad en las preferencias es mediante interacciones de variables. También se pueden utilizar transformaciones, como la transformación Box-Cox (Gaudry et al., 1989), como una tercera forma de captar efectos no-lineales de variables explicativas positivas. La formula de la transformación Box-Cox se encuentra en la Ecuación (2.6):

$$x_{iq}(\lambda) = \begin{cases} \frac{x_{iq}^\lambda - 1}{\lambda}, & \text{si } \lambda \neq 0 \\ \ln(x_{iq}), & \text{si } \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

Donde  $\lambda$  es un parámetro por estimar junto con los otros parámetros de la función de utilidad. Si  $\lambda = 1$  resulta un parámetro con efecto lineal.

### 2.2.3.2. Modelo logit ordinal (OL)

Este tipo de modelos permite trabajar con variables dependientes categóricas relacionadas con alguna variable de interés. Se modela la probabilidad que un individuo entregue cada categoría como respuesta (McCullagh, 1980). Esto es equivalente a modelar la probabilidad que la diferencia de utilidades pertenezca a distintos rangos, los cuales pueden expresarse mediante umbrales  $\tau_m$ .

$$P_q(m) = P(\tau_{m-1} \leq U_{iq} - U_{jq} \leq \tau_m) \quad (2.7)$$

$$P_q(m) = P(\varepsilon_q \leq V_q - \tau_{m-1}) - P(\varepsilon_q \leq V_q - \tau_m) \quad (2.8)$$

$$P_q(m) = \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_{m-1})}} - \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_m)}} \quad (2.9)$$

Por ejemplo, para una escala de evaluación con cuatro segmentos, es necesario definir tres umbrales de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} P_q(1) &= 1 - \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_1)}} & P_q(2) &= \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_1)}} - \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_2)}} \\ P_q(3) &= \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_2)}} - \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_3)}} & P_q(4) &= \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_3)}} \end{aligned}$$

En este caso se definen los umbrales utilizando diferencias no negativas ( $\delta_1, \delta_2$ ):

$$\tau_2 = \delta_1 + \tau_1$$

$$\tau_3 = \delta_2 + \tau_2$$

### 2.2.3.3. Modelo logit mixto (ML)

Estos modelos permiten capturar la heterogeneidad en las preferencias de los usuarios. Esto quiere decir que se asigna una distribución de probabilidad a los ponderadores de los atributos ( $\theta$ ). Si  $\theta_2 \sim (\overline{\theta_2}, \sigma_2^2)$  y sea  $\xi_{iq}$  una variable aleatoria estándar que sigue la misma distribución que  $\theta_2$ , entonces la función de utilidad puede expresarse de la siguiente forma (Train, 2009):

$$U_{iq} = \theta_1 \cdot x_{1iq} + (\overline{\theta_2} + \sigma_2 \cdot \xi_{iq}) \cdot x_{2iq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.10)$$

Si se define:

$$V_{iq} = \theta_1 \cdot x_{1iq} + \overline{\theta_2} \cdot x_{2iq} \quad (2.11)$$

$$v_{iq} = \sigma_2 \cdot \xi_{iq} \cdot x_{2iq} \quad (2.12)$$

La función utilidad se puede escribir como la Ecuación 2.13, donde la variable  $v_{iq}$  es la que otorga flexibilidad al modelo.

$$U_{iq} = V_{iq} + v_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.13)$$

Para este tipo de modelos ya no existe una fórmula cerrada para expresar la probabilidad de elección. Por lo tanto, los parámetros de las variables ( $\theta$ ) se deben obtener aproximadamente, mediante simulaciones numéricas.

### 2.2.3.4. Modelo de clases latentes

Este tipo de modelo busca captar la heterogeneidad no observable -latente- en el comportamiento de los individuos, la cual puede estar presente en las preferencias, en el conjunto de alternativas, o en los mecanismos de decisión, entre otros. Para estimar estos modelos, se debe calcular la probabilidad de pertenencia a una clase, que es dependiente de las características de los usuarios (Train, 2009).

Desde el enfoque de heterogeneidad en preferencias, las funciones de utilidad de las clases poseen uno o más parámetros  $\theta$  distintos. Por otro lado, desde el enfoque de heterogeneidad en el conjunto de alternativas, se modela la probabilidad de que una clase de usuarios considere cierto conjunto de alternativas. Por último, desde el enfoque de heterogeneidad en mecanismos de elección, se establece que cada clase de usuario posee un mecanismo de elección diferente, y, por lo tanto, las probabilidades de elección tienen formas funcionales distintas.

En este caso se considerará el enfoque de heterogeneidad en las preferencias de los usuarios, para lo que se define la función de probabilidad de la siguiente forma:

$$P_{iq} = \sum_{s \in S} P_{iq|s} \cdot \pi_{qs} \quad (2.14)$$

Donde  $s$  representa una clase latente de usuarios,  $P_{iq}$  es la probabilidad de elegir la alternativa  $i$  por el individuo  $q$ .  $\pi_{qs}$  refleja la probabilidad de que el individuo  $q$  pertenezca a la clase  $s$ , mientras que  $P_{iq|s}$  representa la probabilidad de que el individuo  $q$  elija la alternativa  $i$ , condicionado a que pertenezca a la clase  $s$ .

La probabilidad de pertenencia del individuo  $q$  a la clase  $s$  puede depender de los atributos de las personas ( $z_{rq}$ ), o también puede resultar constante y no ser descrito por los atributos de los individuos. Esta probabilidad se puede estimar asumiendo una estructura Logit como indica la Ecuación (2.15):

$$\pi_{qs} = \frac{e^{(\theta_s + \sum_r \theta_{ks} \cdot z_{rq})}}{\sum_{s' \in S} e^{(\theta_{s'} + \sum_r \theta_{ks'} \cdot z_{rq})}} \quad (2.15)$$

### 2.2.3.5. Modelo logit *path-size* (PSL)

Este permite captar la posible correlación entre las alternativas de elección de ruta, basado en la percepción de los usuarios. Para esto, se construye un factor de tamaño de ruta (PS) que indica la fracción de la ruta que representa una alternativa única.

$$PS_i = \sum_{a \in i} \left( \frac{L_a}{L_i} \cdot \frac{1}{\sum_j \delta_{aj}} \right) \quad (2.16)$$

Donde  $L_a$  es el largo del tramo analizado,  $L_i$  es el largo de la total de la ruta  $i$ , y  $\delta_{aj}$  es una variable binaria que toma valor 1 si el tramo  $a$  forma parte de la ruta  $j$ .

La función de probabilidad se debe ajustar de la siguiente manera:

$$P_i = \frac{e^{(V_i + \beta \cdot \ln PS_i)}}{\sum_j e^{(V_j + \beta \cdot \ln PS_j)}} \quad (2.17)$$

El parámetro  $\beta$  del factor de ruta debe ser no negativo. Este se relaciona con la percepción de los usuarios, en particular, qué tan distintas se perciben las rutas que tienen tramos en común. De esta manera, se reduce la probabilidad de elegir alternativas que están altamente correlacionadas, haciéndolas parecer menos atractivas para los usuarios.

### **3. RECOPIACIÓN DE DATOS**

La información utilizada en las modelaciones posteriores proviene de dos fuentes de información: (i) una encuesta realizada en terreno y (ii) información de operación de Metro de Santiago. En la primera sección de este capítulo se detallan las preguntas realizadas en la encuesta de usuarios y el contexto de la medición. En la segunda sección se describe la información de operación disponible de Metro de Santiago y su tratamiento, para ser posteriormente utilizados en los distintos modelos. La tercera sección detalla el análisis estadístico de la información recopilada a partir de ambas fuentes de información.

#### **3.1. Encuesta de usuarios**

En esta sección se describen las preguntas realizadas a los usuarios de Metro y el contexto de aplicación de la encuesta. La encuesta detallada se encuentra en el Anexo A.

##### **3.1.1. Diseño de la encuesta**

Uno de los objetivos de esta investigación era poder modelar las componentes de comportamiento -elección de ruta, percepción y satisfacción- recopilando información en terreno con un único instrumento. Para esto se diseñó una breve encuesta de preferencias reveladas (PR) que detalla el viaje recién realizado por los usuarios de Metro de Santiago. La corta extensión del instrumento permitió obtener un gran tamaño muestral para modelar las dimensiones de comportamiento de interés.

###### **3.1.1.1. Características sociodemográficas**

Por inspección visual se clasificó a los usuarios por sexo y edad, considerando las categorías de adulto joven (18 a 25 años), adulto (26 a 60 años) y adulto mayor (mayor de 60 años). Con estas variables se pretende verificar si las personas se comportan distinto dependiendo su sexo y edad.

### 3.1.1.2. Elección de ruta

Se les preguntó por la estación de origen del viaje en Metro y las estaciones de combinación (en caso de que hubieran viajado en más de una línea). De esta manera se identificó la estación de origen, mientras que la ruta escogida se dedujo en función de la estación de combinación.

### 3.1.1.3. Satisfacción

Los usuarios calificaron el viaje en el último tramo acorde con una escala discreta del 1 al 7 (siendo 7 la mejor nota). Se optó por calificar el último tramo, en lugar del viaje completo, para no complejizar la modelación con la ponderación de los niveles de servicio de los distintos tramos.

### 3.1.1.4. Percepción

Para estudiar la percepción de tiempo y nivel de ocupación, se pidió a los usuarios que estimaran el tiempo de viaje y espera, y la ocupación máxima observada del vagón acorde con la Figura 3-1. Para ser consistente con la medición de satisfacción, se pidió sus estimaciones respecto al último tren abordado. Estos valores se utilizaron posteriormente para contrastar la percepción de los usuarios con el nivel de servicio reportado por Metro de Santiago y para la construcción del modelo de satisfacción.

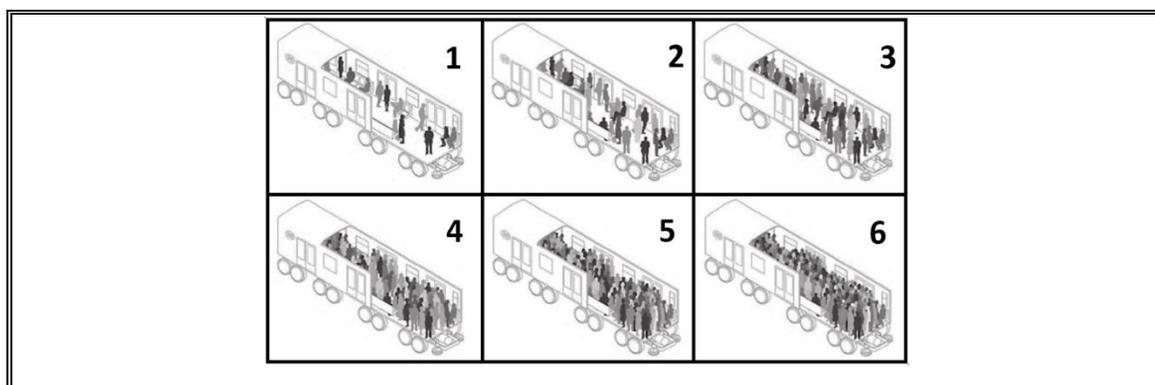


Figura 3-1: Niveles de ocupación

### 3.1.1.5. Número de trenes que se detuvieron y no abordaron

Se preguntó a los usuarios por el número de trenes que se detuvieron en la estación y que no pudieron abordar. Este valor puede servir para corregir el valor del tiempo de espera real y compararlo con el tiempo de espera percibido.

### 3.1.1.6. Ubicación en el tramo más cargado

Se pidió a los usuarios que, de acuerdo con la Figura 3-2, identificaran su ubicación en el carro en el momento de máxima ocupación del vagón. La hipótesis por probar era que la ubicación en el carro incide una mejor o peor satisfacción y percepción del tiempo de viaje y ocupación.

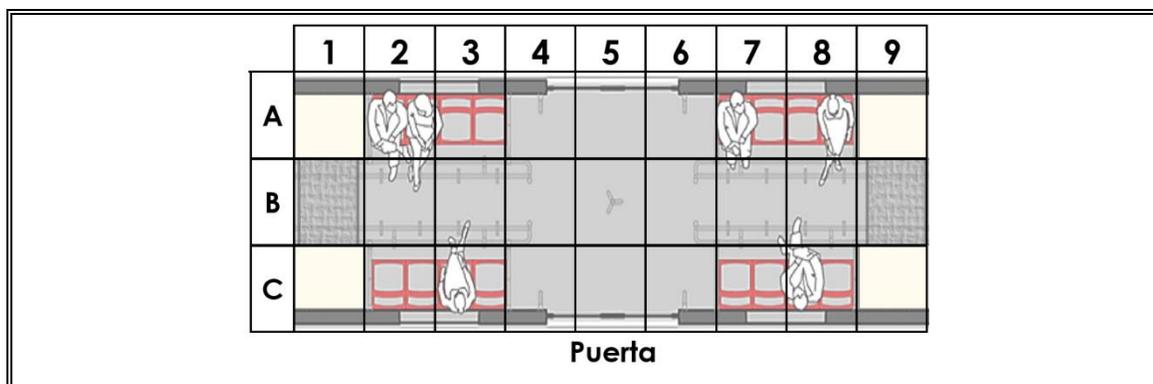


Figura 3-2: Ubicación de usuario en el vagón de Metro

### 3.1.1.7. Propósito y frecuencia del viaje

Para poder categorizar a los usuarios en las posteriores modelaciones, se les preguntó el propósito del viaje (trabajo, estudio y otro), y la frecuencia del viaje realizado (todos los días, dos veces a la semana, primera vez que lo realizaban, etc.).

### 3.1.2. Aplicación de la encuesta

A continuación, se explica el criterio de elección de las estaciones de medición y el contexto de la ciudad en el período que se realizó la encuesta.

#### 3.1.2.1. Elección de las estaciones para la medición

El criterio de elección de las estaciones para la toma de datos se basó en la matriz de viajes de transporte público correspondiente al miércoles 10 de abril del 2019 (DTPM). En la Figura 3-3, se muestra la atracción de viajes de cada estación de Metro de Santiago:

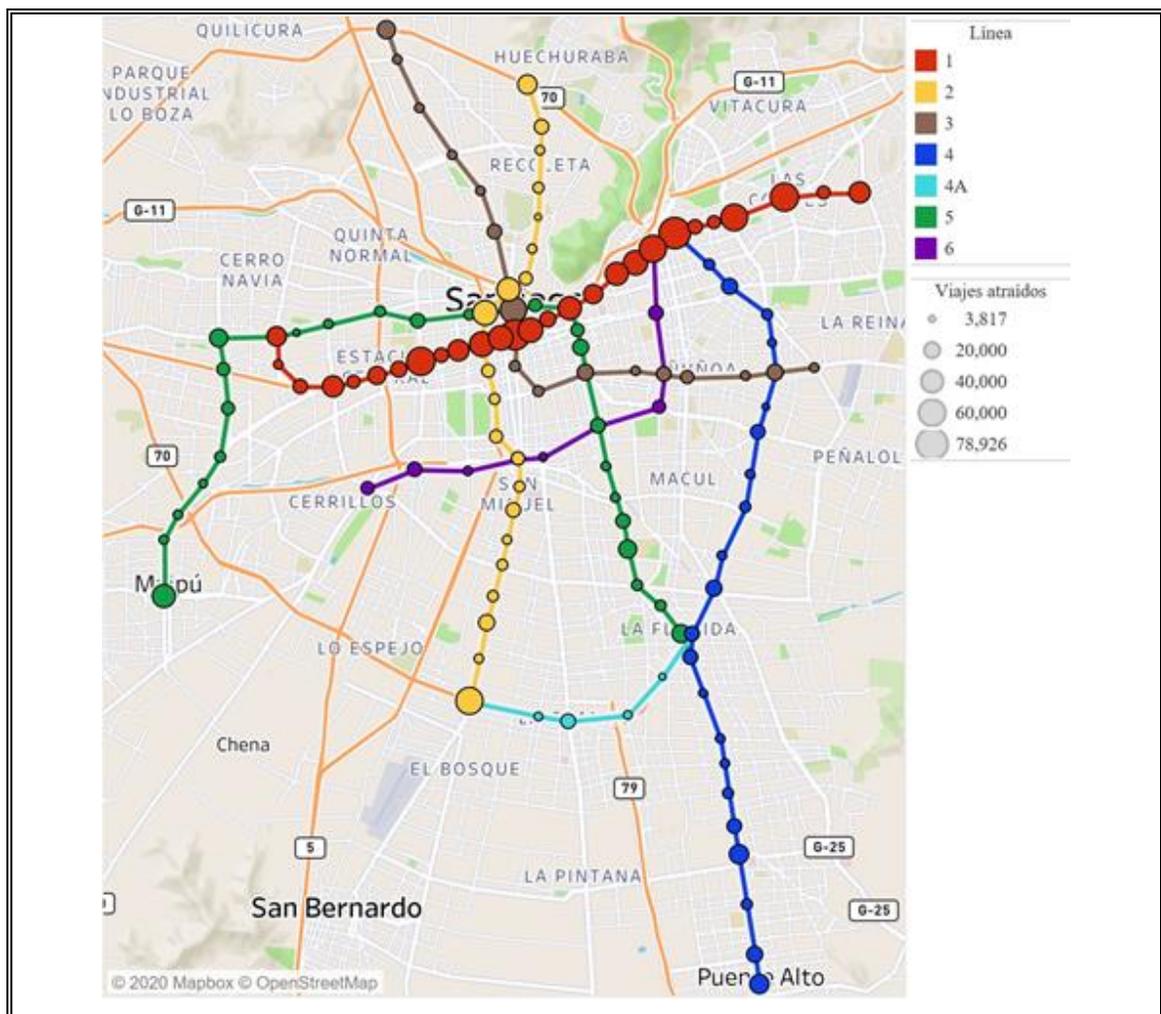


Figura 3-3: Atracción de viajes por estación de Metro

Con estos datos se hizo un análisis de las estaciones que atraen más viajes desde distintos sectores de Santiago, y se escogieron las estaciones: Manquehue (Línea 1), Tobalaba (Línea 1 y Línea 4), Los Leones (Línea 1 y Línea 6), Universidad de Chile (Línea 1 y Línea 3) y Plaza de Armas (Línea 3 y Línea 5). En la Figura 3-4 se encuentran ilustrados los orígenes de los viajes de las estaciones elegidas.

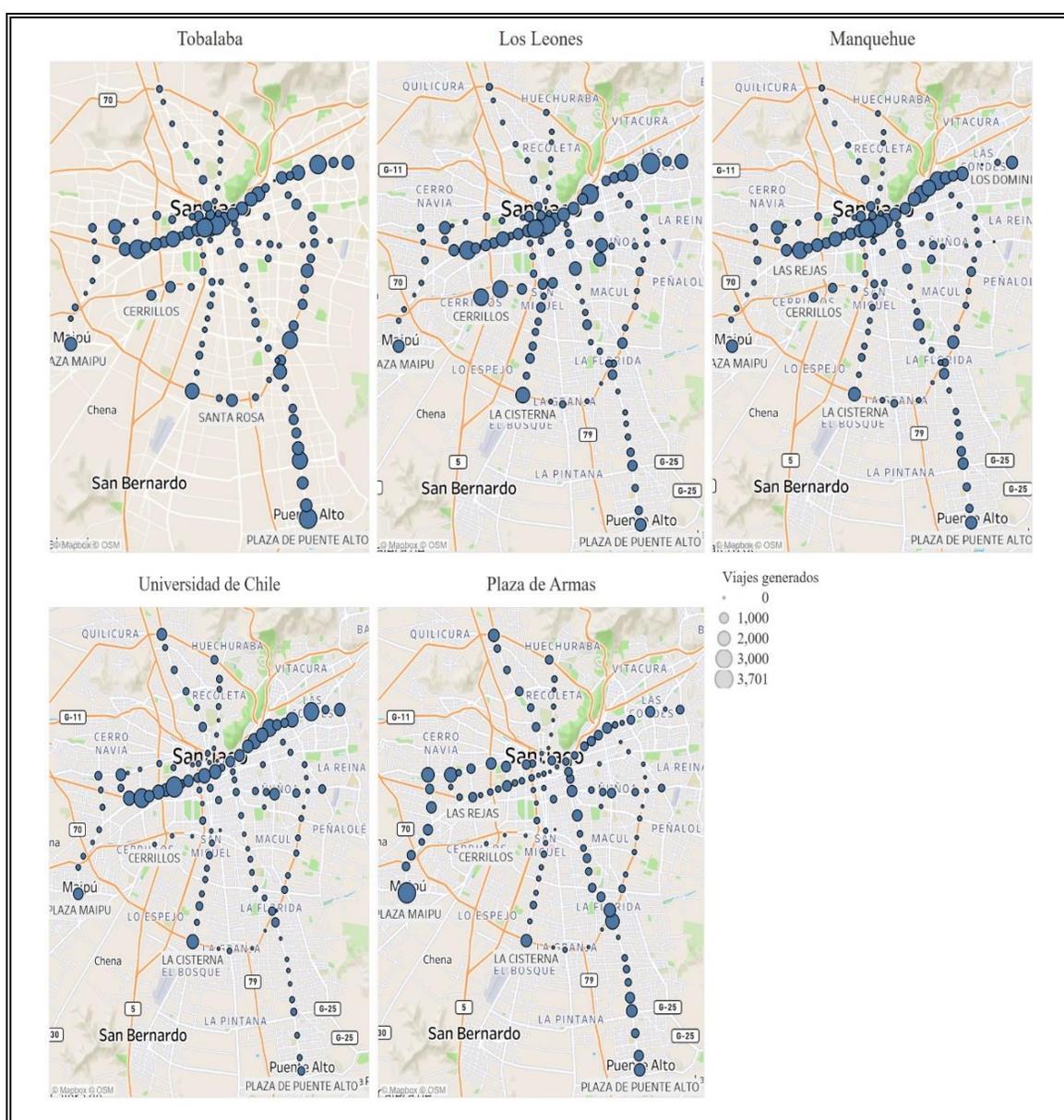


Figura 3-4: Atracción de viajes de estaciones elegidas

La aplicación de la encuesta se aplicó en las salidas de las estaciones anteriormente mencionadas, desde las 7:00 hrs a las 12:00 hrs, los días martes 19, miércoles 20, jueves 21, martes 26, miércoles 27 y jueves 28 de noviembre, miércoles 4 y jueves 5 de diciembre de 2019.

### **3.1.2.2. Protestas en la ciudad Santiago**

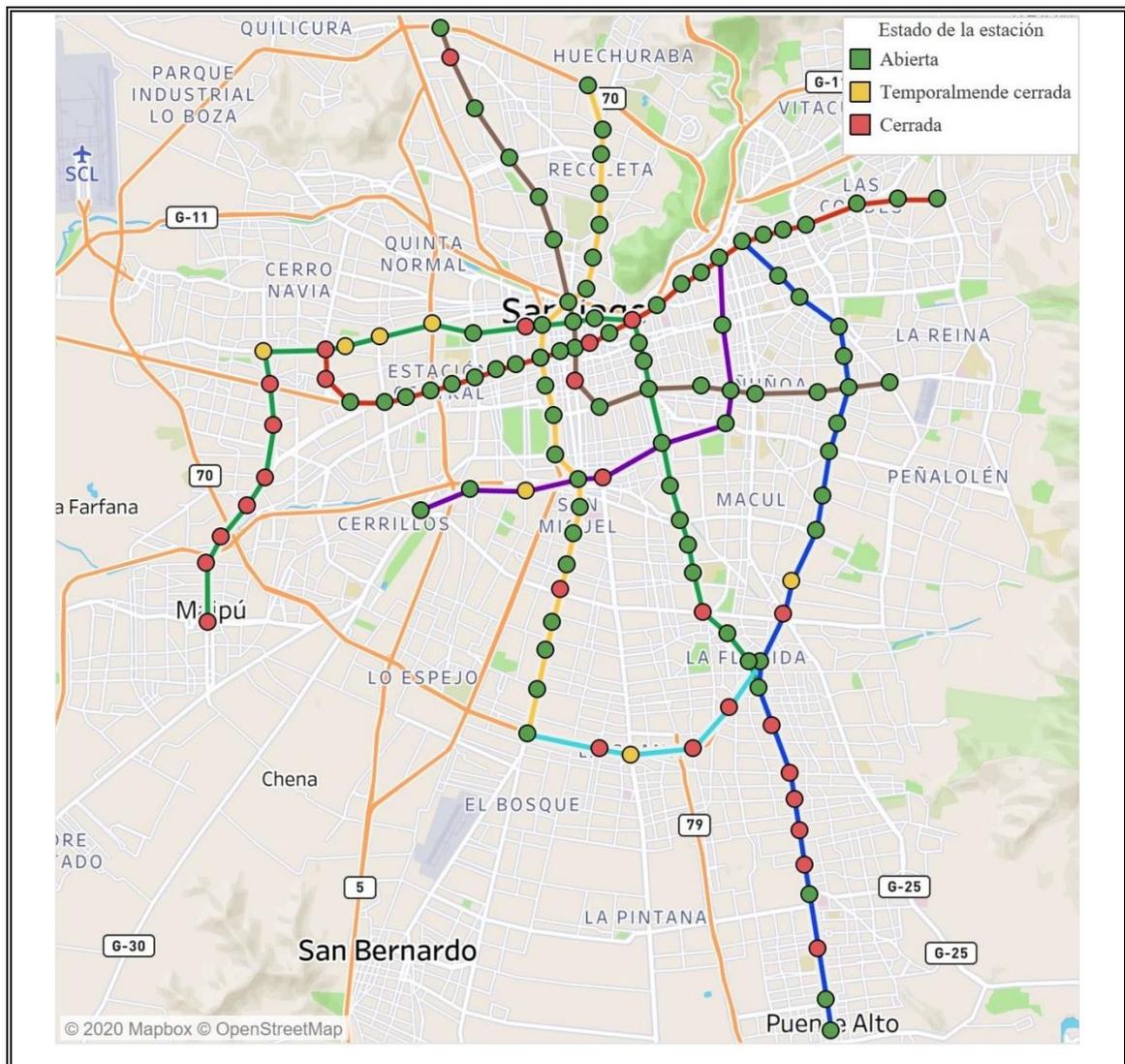
El 18 de octubre de 2019 se iniciaron protestas masivas en la ciudad de Santiago, las cuales produjeron graves repercusiones en la infraestructura de Metro de Santiago, pues se dañaron 118 de las 136 estaciones de la red. El proceso de recuperación de la red se extendió por varios meses. El 23 de septiembre del 2020 se anunció la apertura total de la red y su operatividad completa (Gobierno de Chile, 2020).

Como se mencionó anteriormente, la medición de datos se realizó del 19 de noviembre al 5 de diciembre del 2019, donde inicialmente se encontraba 69% de las estaciones y 83% kilómetros de la red operativos (Metro de Santiago, 2019). Durante el período de toma de datos se habilitaron nueve estaciones de la red, entre ellas dos combinaciones, estando operativas el 76% de las estaciones y 92% kilómetros de la red.

La perturbación de la operación normal de Metro repercute en la naturaleza de los datos en dos aspectos: primero, no todos los usuarios podían realizar sus viajes habituales, ya sea porque su estación de origen, estación de destino o porque su ruta habitual se encontraba inhabilitada. Segundo, puede existir un menor número de viajes por motivo estudio, dado que diversas instituciones educativas implementaron actividades remotas para no exponer a sus estudiantes a las manifestaciones.

En la Figura 3-5 se muestra la disponibilidad de la red durante las mediciones. En color verde se encuentran las estaciones que estaban abiertas antes de la implementación de la encuesta. En color amarillo se indican las estaciones que abrieron durante el período de toma de datos. En color rojo se encuentran las estaciones que se mantuvieron cerradas

durante este período. Para observar la disponibilidad de la red en mayor detalle, en el Anexo B se encuentra el estado de la red con las fechas de apertura de las estaciones que retomaron su operación durante el período de medición.



## **3.2. Información de operación**

La información de operación correspondiente a las fechas de medición se solicitó a Metro S.A., con el fin de construir las variables explicativas de operación (tiempo de viaje, tiempo de espera y ocupación) para los modelos de elección de ruta y satisfacción. Además, esta fue de utilidad para contrastar la percepción de los usuarios con los datos operacionales.

### **3.2.1. Trayectoria de los trenes**

Esta base de datos contiene la hora de entrada y salida de cada tren en cada estación de la red. Con esta información se construyeron los tiempos de viaje de cada tren, considerando la diferencia entre el tiempo de salida y de entrada del tren en dos estaciones consecutivas. Para estimar de los tiempos de espera se asumió que los pasajeros llegaban de manera uniforme al andén; por lo tanto, el tiempo de espera se calculó como la mitad de la diferencia de tiempo entre la salida un tren y la llegada del próximo.

Para el modelo de elección de ruta se promediaron estos atributos para cada estación o tramo, diferenciando los niveles de servicio en horario punta mañana (7 – 9 am) y horario fuera de punta (9 am – 12 pm). Luego, en base a la ruta establecida, se sumaron los tiempos de viaje de los tramos que componen la ruta. El tiempo de viaje se asignó en función de la estación de origen y la estación de combinación (en caso de que el encuestado hubiera transbordado).

Para asignar los tiempos reales de los usuarios (para los modelos de percepción y satisfacción), se promediaron los tiempos de los tres trenes más cercanos a la salida de la estación del usuario. Esto se hizo para aminorar, dentro de lo posible, el error de asignación del tren en el que viajó el usuario.

### **3.2.2. Ocupación de los trenes**

Metro S.A. posee el número total de pasajeros que pasó en un rango de 15 minutos en cada segmento entre dos estaciones consecutivas.

Para el modelo de elección de ruta se calculó el número promedio de pasajeros que pasa en cada segmento en los horarios punta mañana (7 – 9 am) y fuera de punta (9 am – 12 pm). Luego, en función de la frecuencia promedio en ambos horarios, se calculó el número de pasajeros promedio por tren en cada franja horaria. Finalmente, se estimó el porcentaje de ocupación como la razón entre el número de pasajeros y la capacidad del tren. Esta ocupación se asumió como porcentaje de ocupación para todos los vagones del tren.

Para los modelos de percepción y satisfacción es importante recordar que a los pasajeros se les pidió reportar la ocupación máxima observada en la última línea de Metro abordada. Para calcular la ocupación real de los trenes se utilizó el número de pasajeros que recorrieron cada segmento en intervalos de 15 minutos y el número de trenes que pasaron por cada segmento en cada intervalo. Al igual que en el caso anterior, la ocupación se calculó como la razón entre el número de pasajeros y la capacidad del tren (en porcentaje). Luego, de acuerdo con la ruta reportada por el usuario, se identificó el segmento con mayor ocupación de la última línea que abordó. Este porcentaje de ocupación del tren se consideró como la ocupación máxima de todos los vagones.

### **3.3. Análisis descriptivo**

La encuesta obtuvo 1.593 respuestas válidamente emitidas. En la Tabla 3-1 se encuentran las respuestas desagregadas por estación, donde el 22,6% proviene de las estaciones ubicadas en Santiago Centro (Universidad de Chile y Plaza de Armas), mientras que el resto proviene de la zona oriente de Santiago.

Tabla 3-1: Distribución de respuestas por estación

Estación	Total
Manquehue	414
Tobalaba	416
Los Leones	403
Universidad de Chile	120
Plaza de Armas	240
<b>Total</b>	<b>1.593</b>

En la Tabla 3-2 se hace una comparación del porcentaje de encuestados y la población nacional (CENSO, 2017) por categoría sociodemográfica. Por un lado, se observa que los adultos mayores a 60 años se encuentran subrepresentados, mientras que las mujeres entre 18 y 60 años se encuentran levemente sobrerrepresentadas en comparación a la población nacional. Para corregir la representatividad de las observaciones se aplicaron factores de corrección dependiendo del sexo y edad de cada individuo.

Tabla 3-2: Representación categoría de usuarios

Sexo	Edad	Porcentaje	Población
Mujer	Entre 18 y 25	10,80%	8,04%
	Entre 26 y 60	36,97%	32,02%
	Mayor a 60	8,66%	11,20%
	<b>Total</b>	<b>56,43%</b>	<b>51,26%</b>
Hombre	Entre 18 y 25	8,35%	8,30%
	Entre 26 y 60	29,32%	31,70%
	Mayor a 60	5,90%	8,75%
	<b>Total</b>	<b>43,57%</b>	<b>48,74%</b>

A continuación, se detalla el análisis estadístico de cada componente de comportamiento.

### 3.3.1. Elección de ruta

Para esta modelación se consideraron solo las respuestas que tuviesen elección de ruta, para esto se filtraron dos tipos de respuestas: (1) aquellas donde la estación de origen y destino se encontraban en la misma línea, y (2) donde existía una alternativa claramente dominante sobre las otras rutas. Como resultado de este proceso se obtuvo un banco de datos con 452 registros. Esta muestra tiene una distribución poblacional similar a la distribución de toda la muestra encuestada (considerando un test chi-cuadrado con un 95% de significancia), por lo que se utilizarán los mismos factores de corrección.

Tabla 3-3: Distribución de respuestas de elección de ruta

Sexo	Edad	Total	Porcentaje
Mujer	Entre 18 y 25	44	9,73%
	Entre 26 y 60	181	40,04%
	Mayor a 60	42	9,29%
	Total	267	59,07%
Hombre	Entre 18 y 25	51	11,28%
	Entre 26 y 60	111	24,56%
	Mayor a 60	23	5,09%
	Total	185	40,93%

La Figura 3-6 muestra el porcentaje de las rutas escogidas que poseen el mínimo valor para algún atributo o que tienen presente algún atributo en particular. Se observa que en la mayoría de los atributos analizados no existe una diferencia sustancial de comportamiento entre individuos de distinta edad o sexo. Por lo tanto, una hipótesis es que las variaciones sistemáticas entorno a estos atributos no resulten significativas. La Figura 3-6.a ilustra que el 90% de las rutas escogidas corresponde a la alternativa con menor número de transbordos. Por esto, es esperable que el número de transbordos sea un factor relevante en la modelación de elección de ruta. Por otro lado, pareciera que en las rutas escogidas se minimiza más, en promedio, el tiempo de caminata y de espera, que el

tiempo de viaje (Figuras 3-6.b, 3-6.c y 3-6.d). Asimismo, minimizar la ocupación no pareciera ser un factor preponderante en esta elección (Figura 3-6.e). Finalmente, las líneas nuevas aparentemente son más usadas por los pasajeros menores a 60 años. Esto podría ser un indicador de la inercia o hábito que tienen los adultos mayores en cuanto a escoger rutas conformadas solo por tramos en las líneas antiguas, aún teniendo disponibles rutas con tramos en las líneas nuevas (Figura 3-6.f).

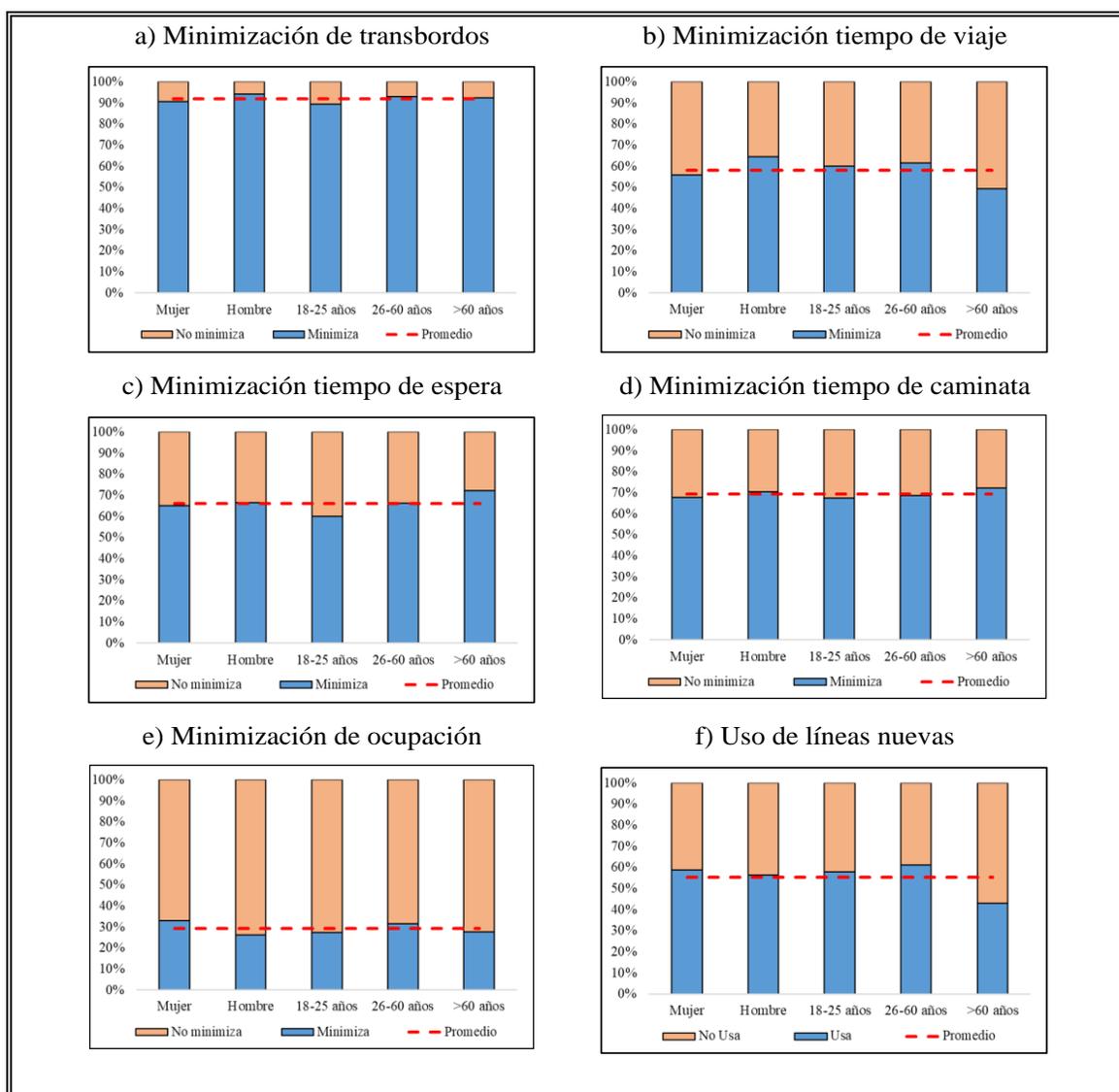


Figura 3-6: Análisis estadístico respuestas de elección de ruta

### **3.3.2. Percepción**

En esta sección se analiza la estimación de los pasajeros sobre los atributos del viaje en contraste con los datos reales de operación. Para esto, se presentan gráficos de dispersión que permiten comparar entre ambos bancos de datos. En este análisis se utilizaron las 1.593 respuestas recolectadas para ilustrar la distorsión de las percepciones de los usuarios respecto a la información de operación.

#### **3.3.2.1. Percepción del tiempo de viaje**

La Figura 3-7 muestra la comparación entre la percepción del tiempo de viaje de los usuarios y el tiempo de viaje reportado por la operación. Para facilitar la apreciación de los datos, se graficó una curva con pendiente 1 centrada en el origen, que correspondería a cuando los valores percibidos son iguales a los reales. Los datos ubicados por encima de la línea de referencia indican percepciones que son más altas que los datos operativos, mientras que los datos ubicados debajo de la línea de referencia indican percepciones que son más bajas. La mayoría de las percepciones de los viajeros fueron sobreestimaciones de los datos operativos, con una sobreestimación promedio de 6 minutos. Además, pareciera que la sobreestimación del tiempo de viaje no se ve afectada por la duración del viaje, ya que no solo los viajeros con altos tiempos en el vehículo sobreestiman.

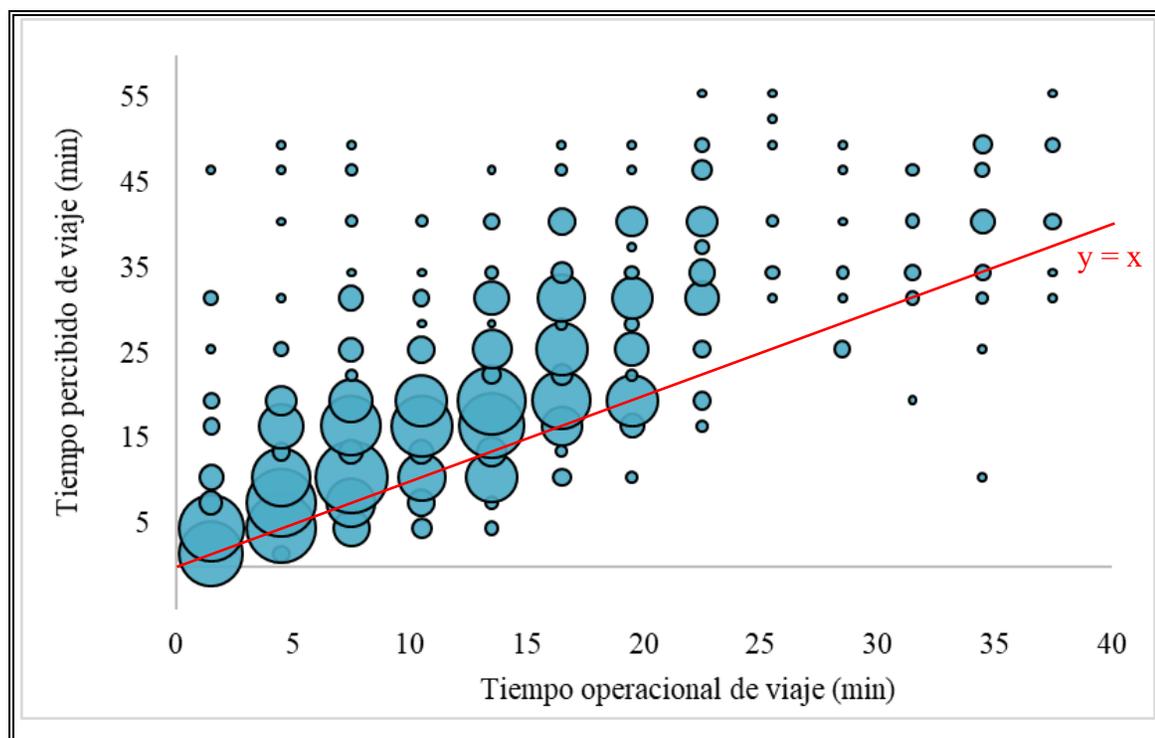


Figura 3-7: Percepción del tiempo de viaje

### 3.3.2.2. Percepción del tiempo de espera

En la Figura 3-8 se presenta una comparación similar entre los tiempos de espera percibidos y operativos, estos últimos corregidos por el número de trenes no abordados reportados por el usuario. No existe una tendencia clara en los tiempos de espera percibidos, ya que no parecen relacionarse mucho con los tiempos de espera reales. Sin embargo, en general, y al igual que en el caso anterior, muchos de los datos reportados por los usuarios corresponden a sobreestimaciones de los tiempos. Además, la mayoría de los viajeros informan que esperan menos de 4 minutos, lo que corresponde al rango real de tiempos de espera.

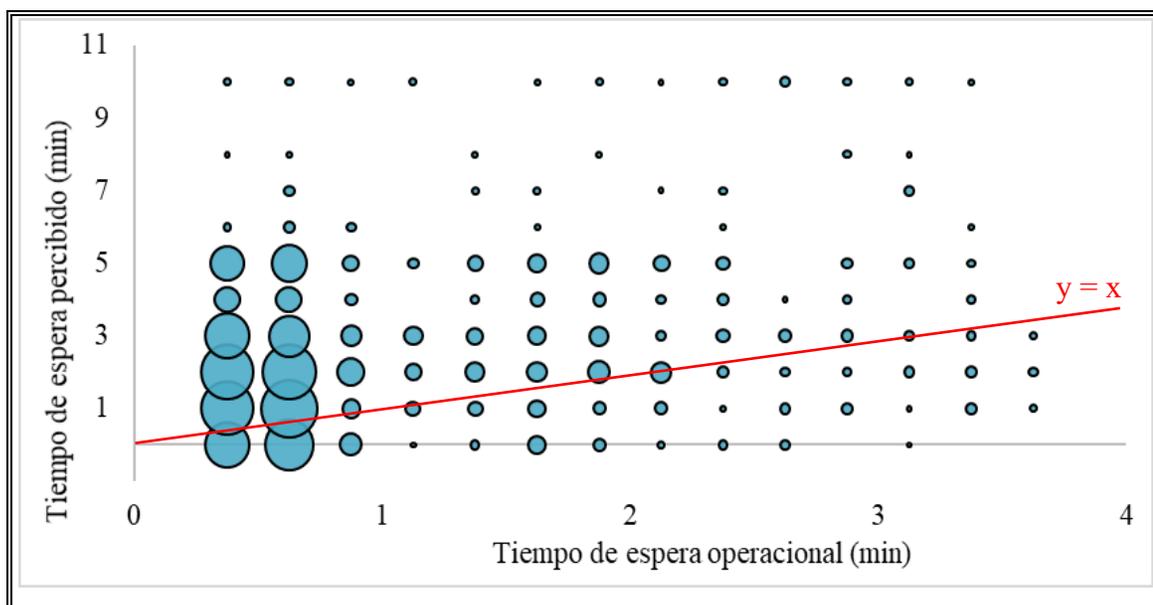


Figura 3-8: Percepción del tiempo de espera

### 3.3.2.3. Percepción de la ocupación

La Figura 3-9 muestra la percepción de la ocupación máxima. Al igual que en los casos anteriores, se muestra también una recta con pendiente 1 para facilitar la interpretación de los resultados. Una vez más, una gran cantidad de encuestados sobrestima el nivel de ocupación, pero a diferencia de los casos anteriores, hay una parte relevante de los pasajeros que la subestiman. Asimismo, se observa que los valores extremos tienen una menor dispersión de los datos, por ejemplo, las percepciones de la ocupación de 16,7% se concentran principalmente en el intervalo entre 16,7 y 50% de ocupación.

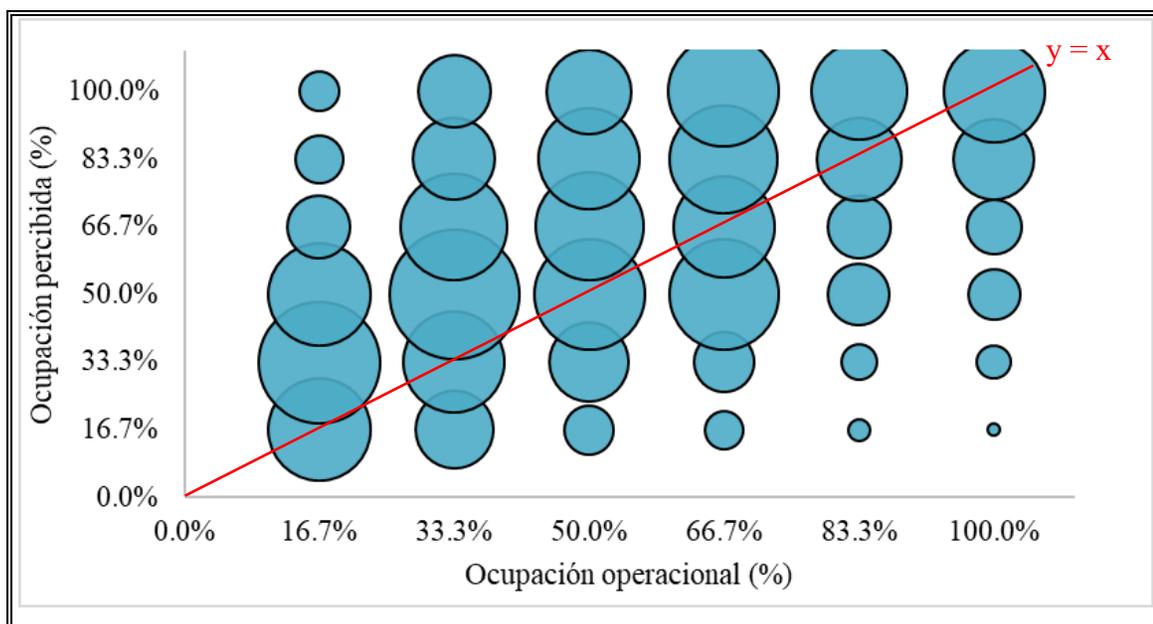


Figura 3-9: Percepción de la ocupación

Este análisis preliminar pareciera indicar que las percepciones del tiempo de viaje son más cercanas a los valores operativos, que las percepciones del tiempo de espera y del nivel de ocupación. Esto se explorará más a fondo en los modelos de elección discreta, donde se buscará explicar las diferencias en las percepciones en términos de las características sociodemográficas de los viajeros.

Estudios anteriores han demostrado que los viajeros tienen percepciones más precisas de los atributos del viaje (Fan et al., 2016) que lo ilustrado en esta investigación. Una posible explicación es que algunos de esos estudios midieron los atributos operativos en terreno. Otra posible explicación podría estar en los supuestos realizados en este estudio para calcular el tiempo de espera operativo, que asume que las personas llegan de manera uniforme, y en el cálculo de la ocupación de los vagones del metro, donde se supone que todos los vagones del tren presentaban la misma ocupación, y que esta ocupación era homogénea en todo el vagón.

### 3.3.3. Satisfacción

La Tabla 3-4 muestra el número de respuestas y nota promedio del último tramo de viaje para cada categoría de usuario. A partir de esta, se deduce que los adultos mayores, especialmente los hombres, califican mejor el viaje que las categorías de usuarios más jóvenes. Si bien no hay diferencia en la nota promedio asignada por adultos entre 26 y 60 años, las mujeres jóvenes (entre 18 y 25 años) tienden a calificar mejor el viaje que los hombres jóvenes.

Tabla 3-4: Nota por categoría de usuario

Sexo	Edad	Respuestas	Nota promedio
Mujer	Entre 18 y 25	172	5,24
	Entre 26 y 60	589	5,59
	Mayor a 60	138	5,86
	Total	899	5,56
Hombre	Entre 18 y 25	133	5,19
	Entre 26 y 60	467	5,59
	Mayor a 60	94	6,11
	Total	694	5,63

A partir de este análisis preliminar, una posible hipótesis es que el género y la edad son factores que podrían afectar la satisfacción relacionada con los niveles de servicio. Esto será probado en los modelos de elección discreta.

Adicionalmente, se comparó la satisfacción con la ocupación percibida por los usuarios a través de un gráfico de dispersión (Figura 3-10), como fue realizado por Soza-Parra et al. (2019). Se observa que la satisfacción tiene un comportamiento decreciente al aumentar el nivel de ocupación dentro del vagón de Metro.

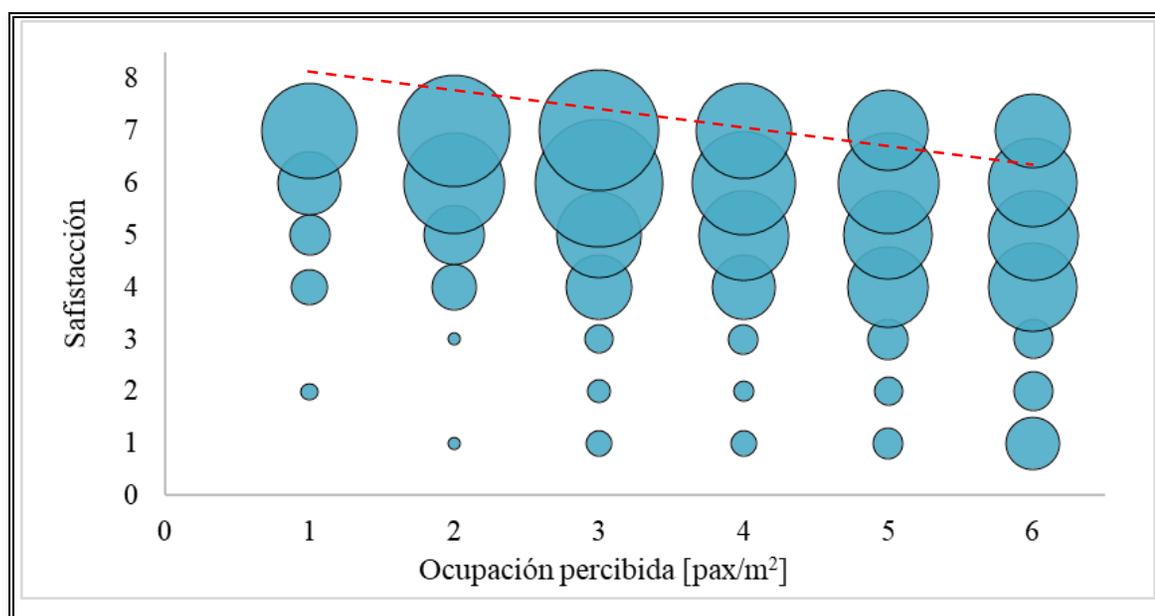


Figura 3-10: Satisfacción según nivel de ocupación

Teniendo este resultado en consideración, se mantiene la hipótesis de que la ocupación será un factor significativo en la calificación de la satisfacción de los viajes, la cual debería tener un efecto decreciente.

## **4. MODELACIONES Y RESULTADOS**

En este capítulo se describen los modelos de elección discreta estimados para las tres dimensiones de comportamiento analizadas, los que permiten identificar los factores más relevantes y la cuantificación del impacto de estos en cada componente de comportamiento. Este capítulo finaliza con un resumen de los principales resultados de cada modelo.

### **4.1. Elección de ruta**

Las rutas disponibles para cada usuario se determinaron en función de la estación de origen y destino basado en el proceso descrito por Raveau et al. (2014). Esto llevó a utilizar un subconjunto de 452 viajeros para la modelación de elección de la ruta, pues el resto de los pasajeros solo tienen una ruta (en su mayoría usuarios con estaciones de origen y destino dentro de la misma línea de Metro).

Luego, se calcularon los atributos de cada ruta considerando el nivel de servicio obtenido a partir de la información de operación de Metro S.A., según el horario del viaje (punta mañana o fuera de punta). Los atributos relacionados con la infraestructura, como los tiempos de caminata al transbordar o las características de las combinaciones, se recopilaban mediante mediciones en terreno.

Se probaron distintas configuraciones para el modelo de elección discreta. Las variables disponibles para describir la elección de ruta fueron las siguientes:

- Atributos del viaje: tiempo de viaje, de espera, de caminata, tiempo total, nivel de ocupación con distintas ponderaciones (por distancia, ocupación promedio, ocupación máxima), número de transbordos, y si el encuestado utilizó algunas de las líneas nuevas

- Atributos de los usuarios: edad, sexo, propósito del viaje, ubicación en el vagón, frecuencia del viaje
- Atributos de las combinaciones: si tienen escaleras mecánicas, si tienen subidas
- Atributos topológicos: costo angular, si la ruta se aleja del destino, si la ruta se devuelve en algún tramo
- *Path-size*: indica la correlación de la ruta con las otras alternativas

El modelo con mejor ajuste, en términos de ajuste, significancia e interpretación de los parámetros; resultó ser un modelo no etiquetado con dos clases latentes. La primera, equivalente al 27,6% de los usuarios, tiene un comportamiento lexicográfico en primera instancia. Su mecanismo de elección se encuentra a continuación:

- (1) Minimización del número de transbordos
- (2) Si existe igual número de transbordos:

$$V_1 = \beta_{transb} \cdot \delta_{transb} + \beta_{tv} \cdot \frac{(t_v^\lambda - 1)}{\lambda} + \beta_{tv-oc} \cdot t_{vi} \cdot oc_{dist} \quad (4.1)$$

Inicialmente esta clase de usuarios escoge su ruta minimizando el número de transbordos sin considerar los atributos restantes. No obstante, si las alternativas tienen igual número de combinaciones, esta clase de usuarios pondera los atributos tiempo de viaje y ocupación, como se indica en la Ecuación (4.1); donde  $t_v$  es el tiempo de viaje y  $\lambda$  su parámetro de la transformación Box-Cox,  $oc_{dist}$  es la ocupación promedio ponderada por la distancia y  $\delta_{transb}$  es una variable binaria que toma valor 1 cuando la ruta posee transbordos.

Por otro lado, la segunda clase de usuarios tiene un comportamiento compensatorio y considera todos los niveles de servicio de cada ruta al hacer la elección. La Ecuación (4.2) muestra la función de utilidad de las rutas, conformada por el tiempo de viaje ( $t_v$ ), tiempo de espera ( $t_{esp}$ ), tiempo de caminata ( $t_{cam}$ ), ocupación ponderada por distancia ( $oc_{dist}$ ), y si la ruta contiene tramos solo en líneas antiguas ( $\delta_{ant}$ ):

$$V_2 = \beta_{tv} \cdot \frac{(t_v^\lambda - 1)}{\lambda} + \beta_{tesp} \cdot t_{esp} + \beta_{cam} \cdot \log(t_{cam} + 1) + \beta_{tv-oc} \cdot t_v \cdot oc_{dist} + \beta_{ant} \cdot \delta_{ant} \quad (4.2)$$

El tiempo de viaje y de caminata inciden de manera no lineal en la utilidad de la ruta. Por otro lado, la ponderación de la ocupación varía dependiendo del tiempo de viaje; por lo tanto, la ocupación es más importante para viajes largos. Asimismo, las rutas que contienen al menos un tramo en las líneas nuevas se valoran de forma diferente que las rutas que solo poseen tramos en las líneas antiguas.

El modelo se estimó a través de la máxima verosimilitud. Los parámetros resultantes del modelo se encuentran en la Tabla 4-1, junto con sus respectivos test-t. Se encontró que los parámetros comunes,  $\beta_{tv}$  y  $\beta_{tv-oc}$ , eran estadísticamente iguales y, por lo tanto, fueron restringidos para ser los mismos entre ambas clases latentes. Todos los parámetros son estadísticamente significativos a un 95% de confianza. Los parámetros del tiempo de viaje, de caminata, de espera y la ocupación tienen el signo esperado (negativo), pues indica que aumentar estas variables disminuye la atraktividad de la ruta. El parámetro de Box-Cox ( $\lambda$ ) es mayor que 1, lo que significa que el tiempo de viaje tiene un impacto creciente no lineal en la función de utilidad, lo cual es consistente con la teoría microeconómica (Jara-Díaz, 2007). El parámetro negativo para las líneas más antiguas ( $\beta_{ant}$ ) puede interpretarse como un desincentivo inherente a su uso, independientemente de su nivel de servicio. Como análisis complementario, el Anexo C muestra la comparación entre el modelo resultante y el modelo equivalente con funciones lineales,

donde se evidencia que la incorporación de funciones no-lineales mejora el ajuste del modelo.

Tabla 4-1: Parámetros resultantes modelos de elección de ruta

Atributo (unidad)	Parámetro	Valor	Test-t
Tiempo de viaje (hora)	$\beta_{tv}$	-67,7	-2,03
Parámetro Box-Cox	$\lambda$	2,68	4,55
Tiempo de espera (hora)	$\beta_{tesp}$	-54,2	-5,16
Tiempo de caminata (hora)	$\beta_{cam}$	-21,5	-3,29
Ocupación ponderada por distancia (%) y tiempo de viaje	$\beta_{tv-oc}$	-25,2	-7,03
Viaje solo en líneas antiguas (binaria)	$\beta_{ant}$	-0,72	-2,15
Probabilidad de pertenencia clase 1 (pseudo-lexicográfica)	$\pi$	0,28	2,09
Tamaño muestra		452	
Log-verosimilitud		-201,68	

Los datos sociodemográficos - edad, sexo - y de caracterización de los viajes - propósito, frecuencia - no fueron suficientes para identificar las clases de usuarios. Es decir, con la información disponible no fue posible definir los atributos que determinan la pertenencia de los usuarios a una clase específica. Sin embargo, al estimar la probabilidad de pertenencia de la clase pseudo-lexicográfica, designada por el parámetro  $\pi$ , se obtuvo que corresponde al 27,6% de los usuarios. Otras especificaciones mencionadas anteriormente en la literatura, como los modelos *Path-Size Logit* (Ben-Akiva y Bierlaire, 1999) o la utilización de variables topológicas (Raveau et al., 2011), no resultaron significativas.

Las magnitudes de los parámetros no son comparables directamente, porque algunos son parámetros de funciones no lineales de las variables. La Figura 4-1 muestra la contribución de las variables en la función de utilidad de la ruta. Esta se calculó como el producto entre los parámetros estimados y el valor promedio de las variables. Se observa que, el tiempo de viaje es el atributo más importante de esta elección.

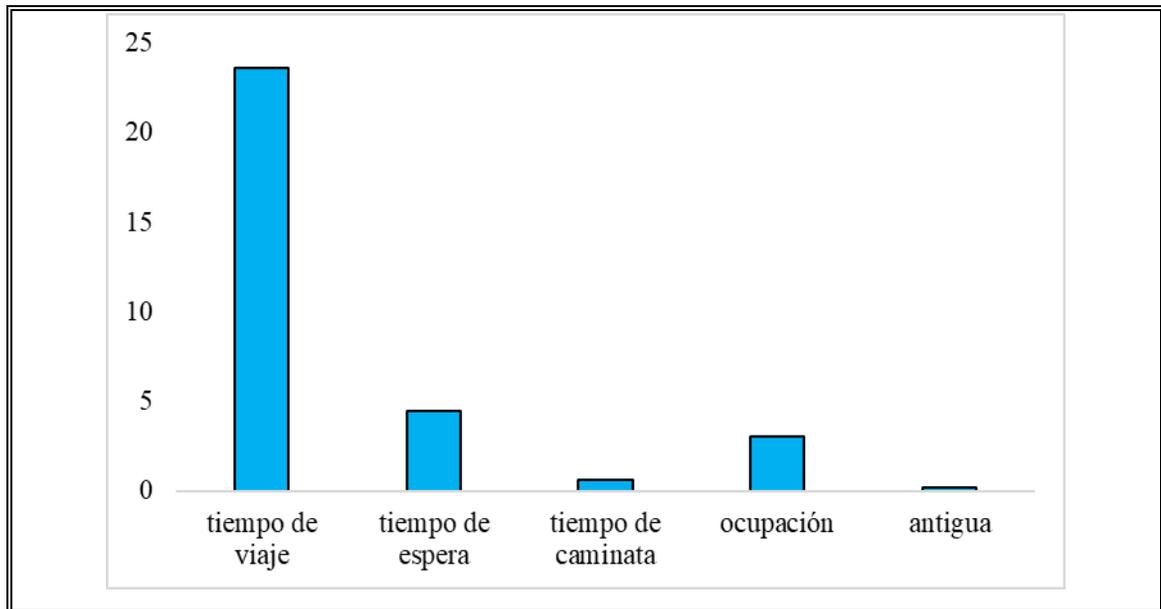


Figura 4-1: Contribución de cada atributo a la utilidad de ruta de usuarios de clase 2

La Figura 4-2 muestra la tasa marginal de sustitución (TMS) entre el nivel de ocupación y el tiempo de viaje, la cual se interpreta como los minutos extra de viaje que estaría dispuesto a viajar el usuario para trasladarse en un tren con un nivel de ocupación igual a 0 pax/m<sup>2</sup>. Debido a la no-linealidad de las funciones de las variables en la utilidad, se graficaron distintas curvas de nivel de la TMS. La tasa aumenta acorde incrementa la ocupación, esto quiere decir que los pasajeros que viajan más hacinados tienen una mayor disposición a extender su tiempo de viaje con tal de trasladarse en un tren vacío. La tasa máxima es igual a 17 min·m<sup>2</sup>/pax, y se obtiene cuando la ocupación es equivalente a 6 pax/m<sup>2</sup> y el tiempo de viaje es igual a 40 minutos.

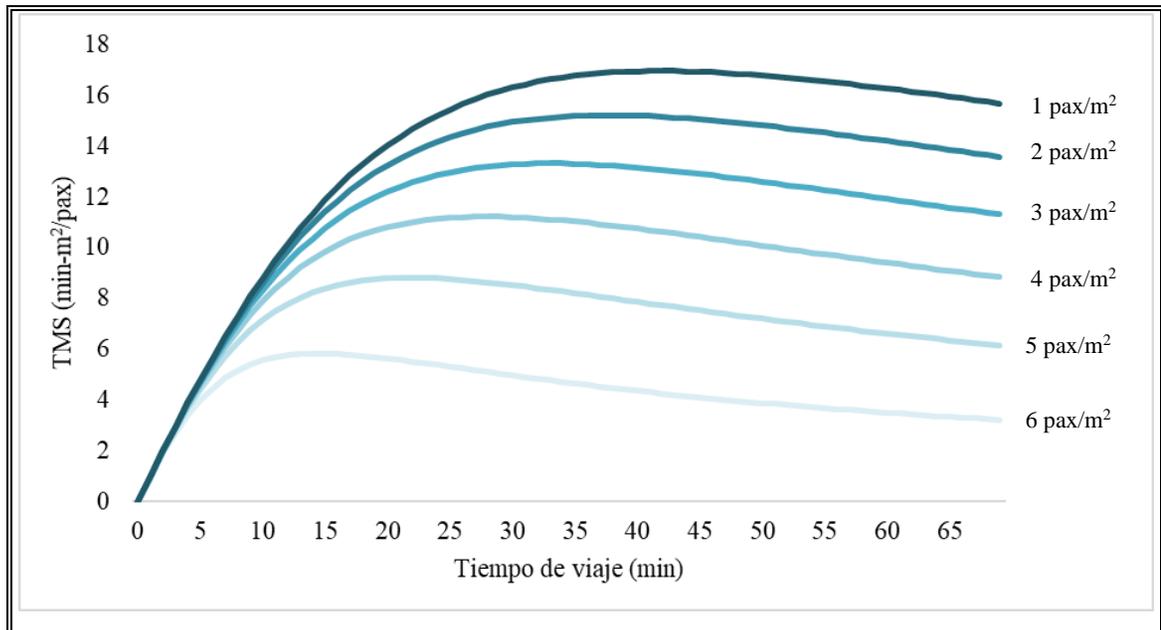


Figura 4-2: Tasa marginal de sustitución ocupación y tiempo de viaje ambas clases

La Figura 4-3 muestra la TMS entre el tiempo de espera y el tiempo de viaje. Esta se interpreta como los minutos adicionales que el usuario está dispuesto a viajar para disminuir en un minuto su tiempo de espera. Para tiempos de viaje superiores a 30 minutos y niveles de ocupación superiores a 1 pax/m<sup>2</sup>, la TMS comienza a converger a 2 minutos. Además, a medida que aumenta la ocupación en la que viaja el usuario, la TMS disminuye lo que significa que, en viajes con menores ocupaciones, las personas están más dispuestas a aumentar su tiempo de viaje para disminuir su tiempo de espera.

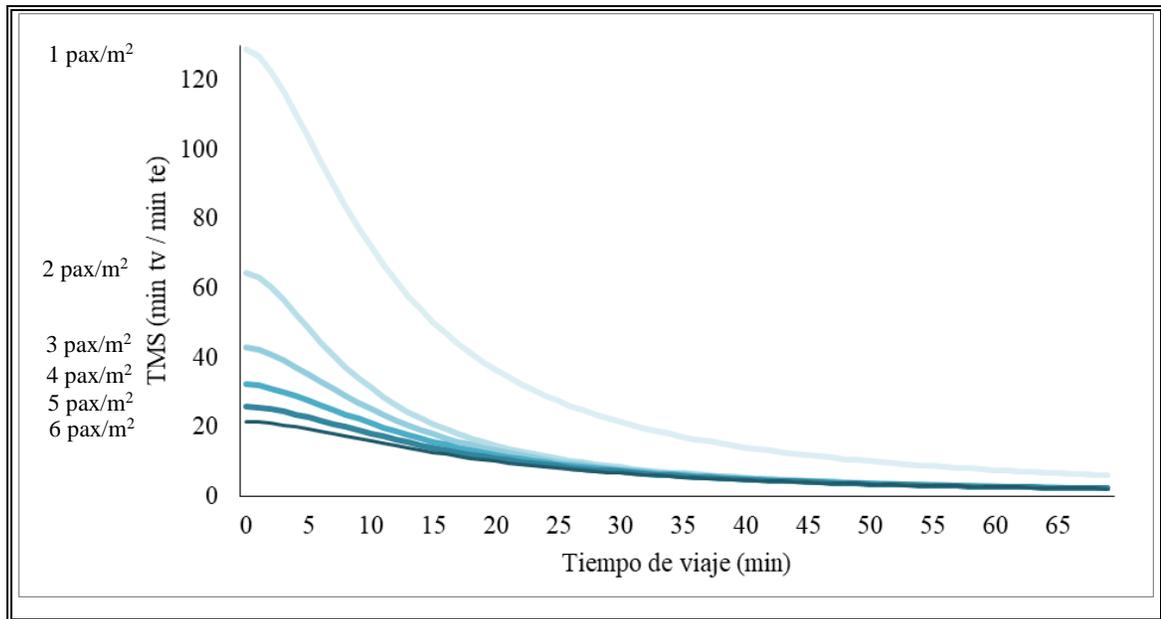


Figura 4-3: Tasa marginal de sustitución tiempo de espera y tiempo de viaje clase 2

#### 4.2. Percepción

El objetivo de estos modelos es explicar cómo las características sociodemográficas de los viajeros afectan a la precisión de sus percepciones, en comparación con los datos operativos reales. Para ello, se definió un indicador que mide el error de percepción, según la Ecuación (4.3), el cual es siempre igual o mayor a 1 e indica el número de veces que el valor estimado difiere del valor real, ya sea una subestimación o una sobreestimación. Por ejemplo, reportar la mitad o el doble del valor operativo del resultaría en un indicador con valor igual a 2.

$$Error = \frac{Max \{atributo\ real, atributo\ percibido\}}{Min \{atributo\ real, atributo\ percibido\}} \quad (4.3)$$

En la Figura 4-4 se muestra la distribución de valores de este indicador para cada atributo consultado. Se observa que más del 70% de las estimaciones del tiempo de viaje y la ocupación están entre el 50% y el 200% del valor real, es decir, el indicador de error está entre 1 y 2. El tiempo de espera (corregido por el número de trenes no abordados)

concentra un número mucho menor de observaciones en este intervalo, y casi el 20% de las observaciones poseen un error que supera más de 7 veces el valor real.

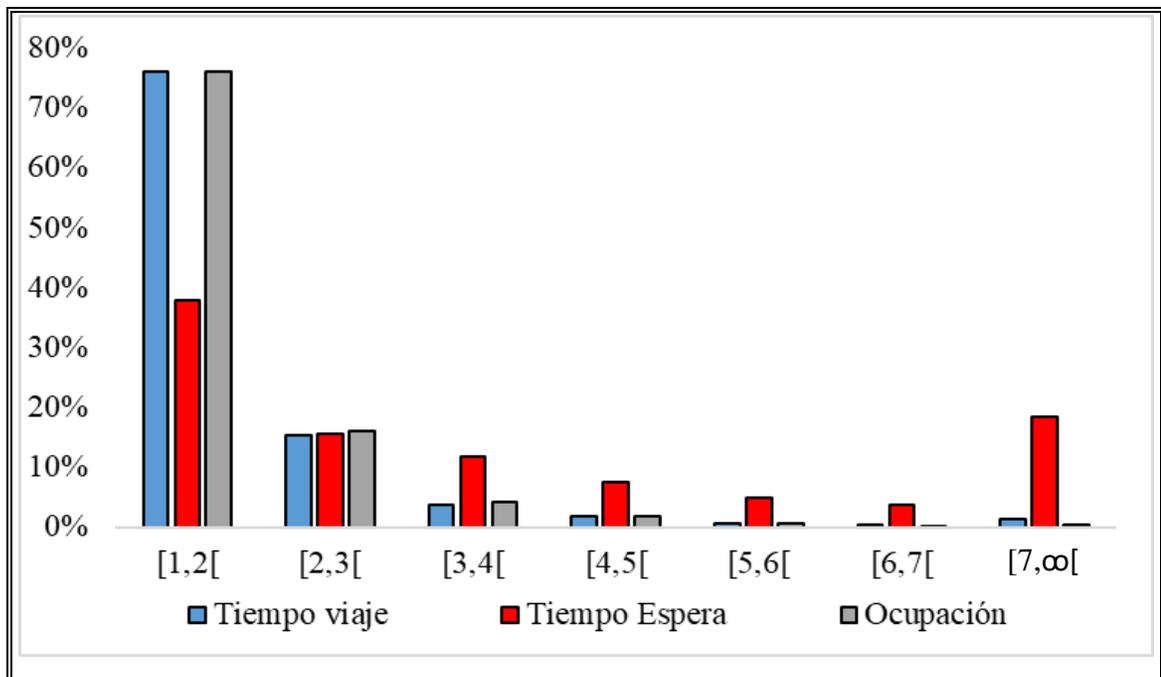


Figura 4-4: Distribución de indicador de error por componente analizada

Luego, en base a las distribuciones de los indicadores de error, se determinaron seis categorías de error de percepción para cada componente, donde las categorías menores indican percepciones más cercanas a los valores operacionales. Es importante mencionar que los intervalos de las categorías se definieron en función de la dispersión de los indicadores de error; por esto el tiempo de espera tiene intervalos con mayor rango entre los valores extremos. A continuación, en la Tabla 4-2 se presenta la categorización y distribución de los errores de percepción para los tres atributos analizados.

Tabla 4-2: Definición categorías y distribuciones de error por atributo

Nivel ordinal	Error Tiempo de Viaje	Error	Error Tiempo de Espera	Error	Error Ocupación	Error
1	[1 – 1,2]	24%	[1 – 1,75]	25%	[1 – 1,2]	25%
2	[1,2 – 1,4]	18%	[1,75 – 3,5]	16%	[1,2 – 1,4]	21%
3	[1,4 – 1,6]	16%	[3,5 - 3,25]	15%	[1,4 – 1,6]	14%
4	[1,6 – 1,8]	9%	[3,25 – 4]	17%	[1,6 – 1,8]	9%
5	[1,8 - 2]	9%	[4 – 4,75]	11%	[1,8 - 2]	7%
6	[2, ∞[	24%	[4,75, ∞[	16%	[2, ∞[	24%

A continuación, se estimó un modelo de Logit Ordinal para cada atributo percibido, donde la función de utilidad es dependiente de las características sociodemográficas de los usuarios (sexo, edad, propósito y frecuencia del viaje, ubicación en el vagón) y características del viaje (si el último tramo era en línea antigua, y si el pasajero transbordó). Como hipótesis se cree que los adultos mayores tienen percepciones más parecidas a los valores operacionales que los usuarios más jóvenes, debido a que evalúan mejor el servicio y porque usualmente se mantienen menos ocupados en el viaje. Por otro lado, se espera que los usuarios frecuentes y quienes viajan en líneas antiguas tengan una mejor estimación de los atributos del viaje, porque posiblemente tienen estimaciones del nivel de servicio usual del viaje. También se espera que los pasajeros que transbordan tengan una peor estimación de los niveles de servicio sobre la última línea abordada, porque puede ser afectada por el desempeño de las líneas abordadas previamente. Por último, se espera que los usuarios con motivo de viaje “otro” estimen peor los atributos del viaje, porque generalmente van menos atentos al viaje que los usuarios con motivo “trabajo” o “estudio”.

Como se mencionó anteriormente, la escala está construida de tal manera que los menores valores indican que la estimación es más precisa. Por lo tanto, un parámetro de signo negativo significa que la presencia de esa característica mejora la estimación del atributo.

#### 4.2.1. Modelo tiempo de viaje

El modelo de percepción del tiempo de viaje con mejor ajuste presenta la siguiente forma funcional, donde  $\delta_{AdultoMayor}$  es una variable binaria que se activa cuando el usuario tiene más de 60 años,  $\delta_{otro}$  indica si el viaje tenía propósito “otro”,  $\delta_{transb}$  es una variable binaria que toma valor 1 si la persona transbordó en su último viaje, y  $\delta_{ant}$  refleja si el último tramo del viaje fue realizado en alguna línea antigua:

$$V = \theta_{AdultoMayor} \cdot \delta_{AdultoMayor} + \theta_{otro} \cdot \delta_{otro} + \theta_{transb} \cdot \delta_{transb} + \beta_{ant} \cdot \delta_{ant} \quad (4.4)$$

Los valores de los parámetros estimados se encuentran en la Tabla 4-3.

Tabla 4-3: Parámetros resultantes modelo de percepción de tiempo de viaje

Atributo (unidad)	Parámetro	Valor	Test-t
Adulto mayor (binaria)	$\theta_{AM}$	-0,42	-2,91
Propósito otro (binaria)	$\theta_{otro}$	0,19	1,72
Transborda (binaria)	$\theta_{transb}$	0,33	3,58
En línea antigua (binaria)	$\beta_{ant}$	0,53	5,02
Primer umbral	$\tau_1$	-0,66	-6,07
Primera diferencia de umbral	$\delta_1$	0,86	18,4
Segunda diferencia de umbral	$\delta_2$	0,65	17
Tercera diferencia de umbral	$\delta_3$	0,4	12,6
Cuarta diferencia de umbral	$\delta_4$	0,45	12,4
Tamaño muestra		1.593	
Log-verosimilitud		-2.737,4	

En este caso todos los parámetros son significativos al 90%. En este caso se cumple la hipótesis que los adultos mayores tienen una mejor estimación del tiempo de viaje en comparación con los usuarios más jóvenes. También se cumplen las hipótesis que los usuarios con propósito de viaje “otro” y que transbordan tienen una peor estimación de los tiempos de viaje. Sin embargo, no se cumple la hipótesis respecto a los usuarios de líneas antiguas, pues en este caso, los pasajeros que usan líneas antiguas estiman peor el tiempo de viaje.

#### 4.2.2. Modelo tiempo de espera

El modelo con mejor ajuste del error en la percepción del tiempo de espera presenta la siguiente forma funcional:

$$V = \theta_{joven} \cdot \delta_{joven} + \theta_{no-frec} \cdot \delta_{no-frec} + \theta_{transb} \cdot \delta_{transb} + \beta_{ant} \cdot \delta_{ant} \quad (4.5)$$

Donde  $\delta_{joven}$  y  $\delta_{AdultoMayor}$  son variables binarias que se activan si el usuario tiene menos de 26 años o más de 60 años, respectivamente;  $\delta_{no-frec}$  es una variable binaria que indica si el viaje tiene una frecuencia menor a una vez por semana,  $\delta_{transb}$  se activa si la persona transbordó en su viaje, y  $\delta_{ant}$  refleja si el último tramo del viaje fue en líneas antiguas. Los valores de los parámetros estimados son los siguientes:

Tabla 4-4: Parámetros resultantes modelo de percepción de tiempo de espera

Atributo (unidad)	Parámetro	Valor	Test-t
Joven (binaria)	$\theta_{joven}$	0,44	4,23
No frecuente (binaria)	$\theta_{no-frec}$	0,26	2,11
Transborda (binaria)	$\theta_{transb}$	-0,21	-2,25
En línea antigua (binaria)	$\beta_{ant}$	-0,71	-6,58
Primer umbral	$\tau_1$	-1,57	-13,5
Primera diferencia de umbral	$\delta_1$	0,69	16,2
Segunda diferencia de umbral	$\delta_2$	0,40	12,8
Tercera diferencia de umbral	$\delta_3$	0,36	12,2
Cuarta diferencia de umbral	$\delta_4$	0,29	10,5
Tamaño muestra		1.593	
Log-verosimilitud		-2.539,52	

Todos los parámetros son significativos al 95%. A partir de la tabla anterior se deduce que los usuarios jóvenes estiman peor el tiempo de espera, lo cual se alinea con la hipótesis inicial. Además, se cumple la hipótesis que los pasajeros no frecuentes perciben peor la espera que los pasajeros frecuentes. Por último, se cumple la hipótesis que los usuarios que hacen su viaje en líneas antiguas tienen una percepción del tiempo de espera más cercana al real, mientras que no se cumple la hipótesis de que los usuarios que transbordan estiman peor el tiempo de espera, pues en este caso, lo estiman mejor.

### 4.2.3. Modelo ocupación

El modelo de error en la estimación de ocupación presenta la forma funcional representada por la Ecuación (4.6), donde  $\delta_{L3}$  y  $\delta_{L6}$  son variables binarias, que toman valor 1 si el último tramo del viaje fue realizado en las Líneas 3 y 6, respectivamente; mientras que  $\delta_{transb}$  se activa si la persona transbordó en el viaje.

$$V = \theta_{L3} \cdot \delta_{L3} + \theta_{L6} \cdot \delta_{L6} + \theta_{transb} \cdot \delta_{transb} \quad (4.6)$$

Los valores de los parámetros calibrados son los siguientes:

Tabla 4-5: Parámetros resultantes modelo de percepción de ocupación

Atributo (unidad)	Parámetro	Valor	Test-t
Viaja en Línea 3 (binaria)	$\theta_{L3}$	1,02	5,77
Viaja en Línea 6 (binaria)	$\theta_{L6}$	0,98	8,07
Transborda (binaria)	$\theta_{transb}$	0,15	1,61
Primer umbral	$\tau_1$	-0,86	-12,3
Primera diferencia de umbral	$\delta_1$	0,96	19,7
Segunda diferencia de umbral	$\delta_2$	0,58	15,8
Tercera diferencia de umbral	$\delta_3$	0,44	12,9
Cuarta diferencia de umbral	$\delta_4$	0,39	11,2
Tamaño muestra		1.593	
Log-verosimilitud		-2.683,1	

En este modelo todos los parámetros son significativos al 95%. En este caso se cumplen las hipótesis planteadas respecto a los usuarios que transbordan y que se trasladan en líneas antiguas. Los usuarios que transbordan tienen una peor estimación de la ocupación máxima, donde podría influir la experiencia de las etapas de viaje en Metro anteriores al viaje en el último tren abordado. Por otro lado, los pasajeros que hacen su último tramo en las Líneas 3 y 6 perciben peor la ocupación que los usuarios que se trasladan en las líneas antiguas, esto se podría explicar porque los trenes de estas líneas son notoriamente distintos a los utilizados en el resto de las líneas, por lo que, quizás, los usuarios están menos acostumbrados a abordar este tipo de tren.

### 4.3. Satisfacción

Como se mencionó anteriormente, se consultó a los usuarios por su nivel de satisfacción respecto al último tramo de su viaje en Metro mediante una escala discreta del 1 al 7. La modelación de la satisfacción se realizó a través de un Logit Ordinal, donde se intentaba explicar la calificación de los pasajeros en base a las características del viaje (nivel de servicio percibido, nivel de servicio operacional, si posee transbordos) y de los viajeros (sexo, edad, propósito y frecuencia del viaje, ubicación en el vagón).

El modelo con mejor ajuste posee parámetros aleatorios y variaciones sistemáticas de los atributos. La forma funcional de la satisfacción está representada por la Ecuación (4.7), donde  $tv_p$  corresponde al tiempo de viaje percibido,  $te_p$  es el tiempo de espera percibido,  $oc_p$  es la ocupación percibida por el usuario en porcentaje,  $\delta_{joven}$  y  $\delta_{AdultoMayor}$  son variables binarias que se activan si la persona es menor a 26 años o mayor a 60 años, respectivamente,  $\delta_{sent}$  es una variable binaria que indica si el usuario viajó sentado, y  $\delta_{ant}$  es una variable binaria que refleja si el último tramo del viaje fue realizado en líneas antiguas.

$$\begin{aligned}
 V = & \beta_{tv} \cdot tv_p + \beta_{tesp-rnd} \cdot te_p \\
 & + (\beta_{ocp-rnd} + \theta_{joven} \cdot \delta_{joven} + \theta_{AM} \cdot \delta_{AM} + \theta_{sent} \cdot \delta_{sent}) \cdot oc_p \quad (4.7) \\
 & + \beta_{ant} \cdot \delta_{ant}
 \end{aligned}$$

Los atributos que afectan la satisfacción son el tiempo de viaje percibido, el tiempo de espera percibido, la ocupación percibida y si el tramo es realizado en una línea antigua. Los parámetros asociados al tiempo de espera ( $\beta_{tesp-rnd}$ ) y la ocupación ( $\beta_{ocp-rnd}$ ) tienen una distribución normal, los cuales pueden ser desagregados en su media ( $\beta_{tesp}$ ,  $\beta_{oc}$ ) y desviación estándar ( $\sigma_{tesp}$ ,  $\sigma_{oc}$ ), y buscan capturar la heterogeneidad de la importancia de estos atributos en la satisfacción. Adicionalmente, y como se mencionó en el análisis estadístico, se evidencia la relevancia de la ocupación, la cual varía dependiendo de la edad del usuario y si realiza el viaje sentado.

Los parámetros resultantes del modelo se encuentran en la Tabla 4-6.

Tabla 4-6: Parámetros resultantes modelo de satisfacción

Atributo (unidad)	Parámetro	Datos percibidos		Datos operacionales	
		Valor	Test-t	Valor	Test-t
Tiempo de viaje (hora)	$\beta_{tv}$	-1,74	-6,65	-1,25	-3,13
Tiempo de espera (hora)	$\beta_{tesp}$	-11,5	-7,17	6,89	1,18*
Desviación estándar tiempo de espera (hora)	$\sigma_{tesp}$	5,15	2,36	5,59	0,41*
Ocupación (%)	$\beta_{oc}$	-2,08	-9,34	-1,72	-7,38
Desviación estándar ocupación (%)	$\sigma_{oc}$	0,84	2,64	0,54	1,4*
Línea antigua (binaria)	$\beta_{ant}$	-0,36	-3,10	-0,07	-0,61*
Joven (binaria)	$\theta_{joven}$	-0,80	-4,53	-0,95	-4,69
Adulto mayor (binaria)	$\theta_{AM}$	0,64	2,48	0,83	2,95
Viaja sentado (binaria)	$\theta_{sent}$	0,88	4,00	0,95	4,12
Primer umbral	$\tau_1$	-7,01	-18,20	-4,92	-17,8
Primera diferencia de umbral	$\delta_1$	0,59	5,20	0,54	5,22
Segunda diferencia de umbral	$\delta_2$	0,59	6,40	0,52	6,51
Tercera diferencia de umbral	$\delta_3$	1,57	12,60	1,35	14,10
Cuarta diferencia de umbral	$\delta_4$	1,22	14,30	1,04	15,9
Quinta diferencia de umbral	$\delta_5$	1,67	18,10	1,46	20
Tamaño muestra		1.593		1.593	
Log-verosimilitud		-2.326,8		-2.435,27	

En la modelación con datos percibidos (las dos columnas de la izquierda) resultan todos los parámetros significativos al 95%. Los signos de los parámetros del nivel de servicio (tiempo de viaje, de espera y ocupación) son consistentes, pues aumentar estas variables disminuye la satisfacción de los usuarios.

Como resultado se obtuvo que, la ocupación es menos influyente en la satisfacción de las personas que viajan sentadas y en adultos mayores, y más influyente en las personas menores a 26 años. Como se mencionó en el análisis estadístico, una posible explicación para esto último es que los adultos mayores parecieran ser menos exigentes, pues en general se encuentran más satisfechos que los usuarios más jóvenes; por otro lado, a los usuarios que viajan sentados no les afecta mucho qué tan lleno se encuentra el tren. La

variable “antigua” es una variable binaria que indica si el viaje se realizó en una línea antigua, el signo negativo del parámetro asociado indica que realizar el último tramo de viaje en una línea nueva produce una satisfacción inherente a los niveles de servicio. Como ejercicio adicional, se estimó el modelo lineal sin parámetros aleatorios, resultando un modelo con peor ajuste (Anexo D).

La Figura 4-5 muestra la relevancia de cada atributo en la satisfacción de los usuarios, la cual se calculó como el producto del valor medio de los parámetros y el promedio de las variables. Se concluye que la ocupación es el factor más relevante en la satisfacción de los usuarios.

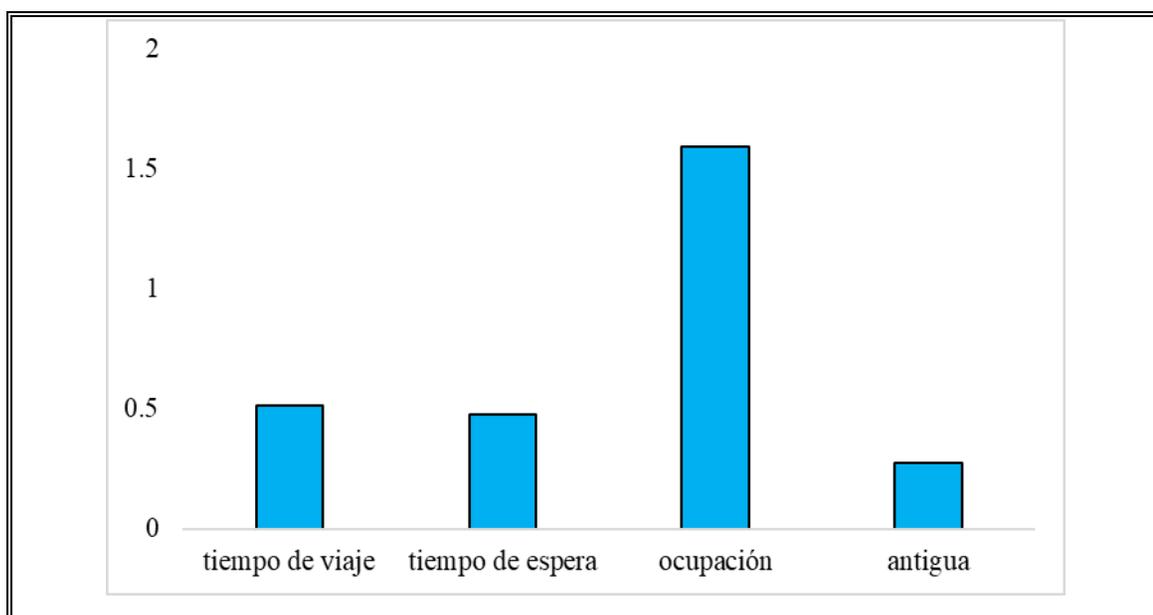


Figura 4-5: Contribución de cada atributo a la satisfacción

Al estimar la misma especificación de la satisfacción, pero con datos reales (dos columnas derechas de la Tabla 4-6), se obtiene un modelo con peor ajuste, donde el tiempo de espera es poco significativo y posee signo contrario. Además, los parámetros que explican la heterogeneidad de la relevancia del tiempo de espera y ocupación pierden su significancia.

De esta manera se evidencia que la satisfacción de los usuarios es mejor explicada por la percepción de los usuarios que por los datos operacionales.

La Tabla 4-7 muestra las tasas marginales de sustitución (TMS) de los atributos de este modelo al 95% de significancia. Estas se calcularon como el cociente entre los parámetros de los atributos, pues la función de utilidad se basa es una ponderación lineal de los atributos. En este caso como los ponderadores del tiempo de espera y ocupación son aleatorios con una distribución normal, a partir de la media y desviación estándar reportadas por el modelo, se simularon 300 valores de los parámetros de ocupación y tiempo de espera. Por lo tanto, los valores reportados corresponden al intervalo de confianza de las tasas marginales de sustitución.

Tabla 4-7: Tasas marginales de sustitución modelo de satisfacción

Atributos	Valor medio TMS	Intervalo TMS	Unidad
Tiempo viaje - ocupación	12,21	(11,71;12,71)	min m <sup>2</sup> /pax
Tiempo viaje - tiempo espera	6,34	(6,02;6,66)	min TV/min TE
Tiempo espera - ocupación	2,10	(1,71;2,49)	min m <sup>2</sup> /pax

La tasa marginal entre el tiempo de viaje y ocupación tiene una media de 12,21 min·m<sup>2</sup>/pax, que implica que los usuarios están dispuestos a viajar en promedio 12,21 minutos más por viajar a 1 pax/m<sup>2</sup> menor de ocupación. Un razonamiento similar posee la TMS entre la ocupación y el tiempo de espera, que en promedio tiene un valor de 6,34 min·m<sup>2</sup>/pax. Esta se interpreta como que las personas están dispuestas a esperar 6,34 minutos más por disminuir en 1 pax/m<sup>2</sup> la ocupación a la que están viajando. Por último, la TMS entre el tiempo de viaje y tiempo de espera posee un valor medio de 2,1, que implica que los usuarios están dispuestos a aumentar en 2,1 minutos su tiempo de viaje, por disminuir en un minuto su tiempo de espera.

#### **4.4. Síntesis de los modelos**

En esta sección se resumirán los principales resultados de los modelos estimados.

##### **4.4.1. Resumen modelo de elección de ruta**

Se encontró que el 27,6% de los usuarios tiene un comportamiento lexicográfico en primera instancia, pues escogen su ruta minimizando el número de transbordos sin considerar otros factores. En el caso de que todas las alternativas disponibles tengan igual número de combinaciones, interceden otros atributos como el tiempo de viaje y la ocupación. En contraste con los modelos de satisfacción y percepción, el proceso de elección de ruta no resulta significativamente distinta entre usuarios de distintos rangos etarios.

En la elección de ruta del resto de los usuarios influye el tiempo de espera linealmente, el tiempo de viaje y de caminata de forma no lineal, la ocupación dependiente de la duración del viaje, y si la ruta tiene tramos en alguna línea nueva. Para esta clase de usuarios, el tiempo de viaje resultó ser el atributo más importante para los usuarios con comportamiento compensatorio.

A diferencia de modelaciones anteriores de elección de ruta en Metro de Santiago (Raveau et al., 2011), las variables topológicas y atributos de las combinaciones no resultaron significativas en la elección. Algunas posibles explicaciones son: (1) los tamaños muestrales son poco comparables (28.961 versus 452 observaciones), (2) en este caso existen dos líneas nuevas de Metro, (3) en esta investigación se analizaron solo cinco estaciones de destino, mientras que Raveau et al. (2011) analizaron toda la matriz de viajes de Metro.

#### 4.4.2. Resumen modelos de percepción

Los gráficos de dispersión muestran que los atributos de tiempo de viaje, de espera y ocupación son mayormente sobreestimados por los usuarios. Sin embargo, la percepción del tiempo de espera tiene una tendencia menos clara que el resto de los atributos. Esto último puede ser consecuencia del comportamiento del usuario mientras espera el tren y/o de los supuestos realizados para construir la base de tiempos reales de espera, pues estudios previos donde han medido el tiempo real de espera para cada persona muestran que las estimaciones de los usuarios son más precisas (Fan et al., 2016).

Al modelar la percepción del tiempo de viaje se obtuvo que los usuarios jóvenes, con motivo de viaje “otro”, que transbordan o que viajan en líneas antiguas, tienen una percepción más errada del tiempo de viaje. Por otro lado, en la modelación del tiempo de espera se encontró que los usuarios más longevos, frecuentes, que transbordan o que viajan por líneas antiguas, tienen una percepción de la espera más cercana al valor real. Por último, en el modelo de percepción de ocupación se encontró que los usuarios que transbordan, o que viajan en las Líneas 3 y 6, perciben peor la ocupación máxima.

A partir de los modelos de percepción obtenidos, se concluye que los adultos mayores tienen una mejor estimación de los tiempos de viaje y espera. Una posible hipótesis es que los usuarios adultos mayores son menos exigentes y exageran menos sus estimaciones que los pasajeros más jóvenes. Esto también se ilustra en las respuestas de satisfacción, donde las personas más longevas otorgan mejores calificaciones a sus viajes, en comparación con los usuarios jóvenes.

Los usuarios que transbordan no tienen un comportamiento congruente en su percepción de tiempos, pues perciben peor el tiempo de viaje y mejor el tiempo de espera, en comparación con los usuarios que no transbordan. Un fenómeno similar ocurre respecto a quienes viajan en líneas antiguas, pues posee una mejor estimación del tiempo de espera y ocupación que los usuarios de líneas nuevas, y una peor estimación del tiempo de viaje.

#### **4.4.3. Resumen modelo de satisfacción**

Se obtuvo que la satisfacción de los usuarios respecto a su viaje depende de la percepción del nivel de servicio (tiempo de viaje, espera y ocupación). La ocupación percibida es la variable más influyente, a diferencia del modelo de elección de ruta, donde el número de transbordos y el tiempo de viaje son los atributos más importantes. Como se mencionó anteriormente, la ocupación es menos relevante para las personas que viajan sentadas y para los adultos mayores, y es más influyente para los adultos jóvenes, quienes son los que califican peor el servicio.

La especificación de este modelo difiere de lo obtenido por Soza-Parra et al. (2019), quienes mencionaban un efecto no lineal de la ocupación en la satisfacción de los usuarios. En este caso, se obtuvo un mejor ajuste al utilizar un parámetro aleatorio que captura la heterogeneidad de la influencia de la ocupación. Una posible explicación de la diferencia en los resultados podría ser los distintos contextos de medición. La encuesta de esta investigación se realizó durante cuatro semanas, sin tener la red completamente operativa, mientras que el equipo de Soza-Parra et al. (2019) encuestó durante cuatro días de julio con la red completa funcionando normalmente.

Tanto en los modelos de elección de ruta y satisfacción se muestra que el uso de las líneas nuevas tiene una utilidad y satisfacción inherentes al nivel de servicio de la operación de Metro, es decir, existe una satisfacción y utilidad de viajar en líneas nuevas, que no puede ser explicada con las variables de nivel de servicio recopiladas.

## 5. CONCLUSIONES

En esta investigación se estudian y modelan tres aspectos fundamentales de comportamiento de los usuarios de Metro de Santiago: su elección de ruta, su satisfacción y su percepción de los niveles de servicio. Esta es la primera investigación que aplica un único instrumento de medición que, al ser complementada con información de operación, permite modelar las tres componentes de comportamiento mencionadas anteriormente utilizando una misma muestra. De esta manera se pueden contrastar la elección de ruta, percepción y satisfacción en una misma situación y evidenciar si comparten atributos en común o si poseen formas funcionales similares en un contexto más comparable que lo realizado hasta ahora en la literatura.

La metodología usada en este estudio es sencilla y replicable en otros transportes masivos o ciudades. La extensión de la encuesta es breve, lo que permite obtener un amplio tamaño muestral. La mayor limitante para la replicabilidad de este estudio en otros contextos es la disponibilidad y desagregación de la información de operación del servicio analizado.

Con la modelación de elección de ruta se identificaron los atributos que los usuarios consideran más relevantes al escoger sus rutas. Se obtuvo que el 27,6% de los usuarios buscan, en primera instancia, minimizar el número de transbordos sin considerar los niveles de servicio, y que, en caso de tener rutas disponibles con igual número de combinaciones, consideran también el tiempo de viaje y la ocupación. Por otro lado, para los usuarios que se comportan de manera compensatoria, el tiempo de viaje resultó ser el atributo más importante en la elección de la ruta.

Los gráficos de dispersión de la percepción muestran que el tiempo de viaje, de espera y ocupación son mayormente sobreestimados por los usuarios, siendo la percepción del tiempo de espera la estimación que posee una tendencia menos clara. En esta investigación la información del tiempo de espera y de la ocupación no eran del todo comparables con la información recopilada por la encuesta. En ese sentido, futuras investigaciones podrían

involucrar mediciones individuales del tiempo de espera, o analizar el comportamiento del usuario mientras espera el tren. En el caso de la ocupación, el gran obstáculo fue el alto nivel de agregación de los datos operacionales, pues estaban contenidos en intervalos de 15 minutos. Para obtener datos más comparables con la percepción de los usuarios, y así estimar modelaciones más precisas, Metro de Santiago podría considerar realizar mediciones de ocupación con mayor desagregación temporal, o detallar la ocupación para cada tren o vagón.

La modelación de los errores de percepción no era uno de los objetivos iniciales de la investigación. Fue un experimento que concluyó mostrando resultados interesantes. En estos modelos se evidencia que los pasajeros adultos mayores poseen una estimación de tiempos más precisa que los usuarios más jóvenes. Una posible hipótesis es que, los usuarios jóvenes parecieran ser más exigentes, y, por lo tanto, exageran sus estimaciones del tiempo de viaje y tiempo de espera. Además, se obtuvieron resultados incoherentes, donde algunos pasajeros estiman mejor el tiempo de espera, y al mismo tiempo, estiman peor el tiempo de viaje, como los usuarios que transbordan o viajan en líneas antiguas. Estas modelaciones poseen la gran limitación de los supuestos realizados para obtener los valores de los atributos reales del viaje.

Respecto a la satisfacción de los usuarios, se encontró que la ocupación es el atributo más influyente, y es más importante para los pasajeros jóvenes que para los usuarios que viajan sentados o que son de la tercera edad. Esto puede ser señal de que las personas jóvenes son más exigentes, tanto al percibir como al evaluar el servicio. Futuras investigaciones podrían profundizar la identificación de las características personales y conductuales que influyen en las diferencias de satisfacción de los usuarios. Asimismo, se probó que, considerando información recopilada de un mismo instrumento, la forma funcional de la satisfacción es distinta a la forma funcional de la utilidad de la ruta, es decir, los usuarios al escoger sus rutas consideran los atributos de distinta forma que al momento de evaluar el servicio.

A diferencia de estudios anteriores, este es el primer estudio de elección de ruta y satisfacción de Metro de Santiago que involucra la operación de las nuevas Líneas 3 y 6. Es importante considerar que en esta década se inaugurarán tres líneas de Metro (7, 8 y 9) y tres extensiones de las líneas actuales. La apertura de estas líneas cambiará la ruta de algunos usuarios del transporte público, ya sea por una mejor accesibilidad a la red de Metro o porque ofrecerá otras alternativas disponibles a los usuarios. Para esto, es relevante considerar los hallazgos de esta investigación sobre el comportamiento de los usuarios: respecto a la elección de ruta, se encontró que el 27,6% de los usuarios tenía un comportamiento pseudo-lexicográfico, donde a pesar de que estas nuevas líneas habiliten rutas con mejores tiempos de viaje, espera u ocupación, este tipo de usuario elegiría la ruta que minimice el número de transbordos. Además, si las líneas nuevas involucran tiempos de caminata considerablemente mayores, como ocurre en los transbordos de las Líneas 3 y 6, estas también pueden resultar menos atractivas para los usuarios de clase 2. También es notable que, tanto el modelo de elección de ruta como el modelo de satisfacción muestran que existe una utilidad o satisfacción inherente por viajar en las líneas nuevas, es decir, a los usuarios le gusta viajar en las líneas nuevas independiente de los tiempos u ocupación que estas tengan.

En términos de política pública, los operadores de transporte normalmente evalúan su desempeño con encuestas de satisfacción, describiendo los viajes evaluados con los datos operacionales. Sin embargo, como resultado de esta investigación, se evidencia que la percepción de los atributos del viaje explica mejor la satisfacción de los usuarios. Por lo tanto, los operadores de transporte deberían replantear la forma de evaluación de su servicio y considerar también la percepción de los usuarios. Cabe mencionar que en esta investigación no fue posible mostrar el efecto de la percepción en la elección de ruta de los usuarios, pues los datos no eran comparables.

Futuras líneas de investigación podrían involucrar la satisfacción y/o percepción del viaje completo, para poder comparar las tres componentes de comportamiento teniendo presente los mismos tramos del viaje. Estas modelaciones tendrían desafíos importantes,

como, por ejemplo, cómo ponderar la percepción y satisfacción de los distintos tramos del viaje o cómo asignar los trenes de las distintas líneas donde viajó el usuario. Como se mencionó anteriormente, futuros estudios también podrían involucrar la observación del comportamiento de los usuarios durante la espera o durante el viaje, mediciones más prolijas del tiempo de espera de los usuarios, o incluso realizar la medición en el andén para identificar el último tren que abordó la persona.

Por último, es importante mencionar que esta investigación se desarrolló en un contexto anómalo de la ciudad. Esto afectó directamente la toma de datos de elección de ruta, pues no todos los usuarios tenían su ruta o usual disponible. También esto podría haber afectado los reportes de percepción o satisfacción de los usuarios, pues la operación anormal de Metro, y de la ciudad en general, generó molestias en varios sectores de la población.

## BIBLIOGRAFÍA

Abenoza, R. F., Cats, O., & 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., & 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(5), 1615-1642.

Allen, J., Eboli, L., Mazzulla, G., & de Dios Ortúzar, J. (2020). Effect of critical incidents on public transport satisfaction and loyalty: an Ordinal Probit SEM-MIMIC approach. *Transportation*, 47(2), 827-863.

Allen, J., Muñoz, J.C., Ortúzar, J. de D., (2018). Modelling service-specific and global transit satisfaction under travel and user heterogeneity. *Transport. Res. Part A: Policy Pract.* 113 (May), 509–528. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.05.009>.

Batarce, M., Muñoz, J. C., & de Dios Ortúzar, J. (2016). Valuing crowding in public transport: Implications for cost-benefit analysis. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 91, 358-378.

Ben-Akiva, M., & Bierlaire, M. (1999). Discrete choice methods and their applications to short term travel decisions. In *Handbook of transportation science* (pp. 5-33). Springer, Boston, MA.

Berger, A., Hoffmann, R., Lorenz, U., & Stiller, S. (2011). Online railway delay management: Hardness, simulation, and computation. *Simulation*, 87(7), 616-629.

Bordagaray, M., dell'Olio, L., Ibeas, A., & Cecín, P. (2014). Modelling user perception of bus transit quality considering user and service heterogeneity. *Transportmetrica A: Transport Science*, 10(8), 705-721. <https://doi.org/10.1080/23249935.2013.823579>

Bovy, P. H., Bekhor, S., & Prato, C. G. (2008). The factor of revisited path size: Alternative derivation. *Transportation Research Record*, 2076(1), 132-140.

CENSO (2017). Estimaciones y proyecciones de la población de Chile 1992-2050 total país. Disponible en: <https://www.censo2017.cl/>

Cheng, Y. H., & Tsai, Y. C. (2014). Train delay and perceived-wait time: passengers' perspective. *Transport Reviews*, 34(6), 710-729.

Chorus, C. G. (2010). A new model of random regret minimization. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 10(2).

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

Daskalakis, N. G., & Stathopoulos, A. (2008). Users' perceptive evaluation of bus arrival time deviations in stochastic networks. *Journal of Public Transportation*, 11(4), 2.

De Grange, L., Raveau, S., & González, F. (2014). A maximum entropy fixed-point route choice model for route correlation. *Entropy*, 16(7), 3635-3654.

De Oña, J., & 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(3), 605-622.

Dell’Olio, L., Ibeas, A., & Cecín, P. (2010). Modelling user perception of bus transit quality. *Transport Policy*, 17(6), 388-397.

DTPM (2019). Matrices de viaje de transporte público en Santiago durante día laboral. Santiago. Disponible en: <http://www.dtpm.cl/index.php/documentos/matrices-de-viaje>

Eboli, L., & Mazzulla, G. (2007). Service quality attributes affecting customer satisfaction for bus transit. *Journal of public transportation*, 10(3), 2.

Fan, Y., Guthrie, A., & 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., & Li, Z. (2016). Factors on perceived waiting time and implications on passengers’ satisfaction with waiting time. *Promet-Traffic&Transportation*, 28(2), 155-163.

Gaudry, M. J., Jara-Díaz, S. R., & de Dios Ortúzar, J. (1989). Value of time sensitivity to model specification. *Transportation Research Part B: Methodological*, 23(2), 151-158.

Gobierno de Chile (2020). Reapertura total de Metro de Santiago. Disponible en: <https://www.gob.cl/noticias/presidente-pinera-anuncia-reapertura-de-la-totalidad-de-las-estaciones-de-la-red-de-metro-toda-su-capacidad-esta-al-servicio-de-los-habitantes-de-la-ciudad-de-santiago/>

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(7), 625-639.

Hall, R. W. (2001). Passenger waiting time and information acquisition using automatic vehicle location for verification. *Transportation Planning and Technology*, 24(3), 249-269.

Haywood, L., Koning, M., & Monchambert, G. (2017). Crowding in public transport: Who cares and why?. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 100, 215-227.

Hensher, D. A., Stopher, P., & 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(6), 499-517.

Hochmair, H. (2009). The influence of map design on route choice from public transportation maps in urban areas. *The Cartographic Journal*, 46(3), 242-256.

Jara-Díaz, S. (2007). *Transport Economic Theory*. Elsevier. Oxford, United Kingdom.

Ji, Y., Zhang, R., Gao, L., & Fan, Y. (2017). Perception of transfer waiting time at stops and stations in Nanjing, China (No. 17-01983).

Kim, K. M., Hong, S. P., Ko, S. J., & Kim, D. (2015). Does crowding affect the path choice of metro passengers?. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 77, 292-304.

Li, H., Gao, K., & Tu, H. (2017). Variations in mode-specific valuations of travel time reliability and in-vehicle crowding: Implications for demand estimation. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 103, 250-263.

Li, Z., & Hensher, D. A. (2013). Crowding in public transport: a review of objective and subjective measures. *Journal of Public Transportation*, 16(2), 6.

Lombardo, R., Camminatiello, I., & Beh, E. J. (2019). Assessing satisfaction with public transport service by ordered multiple correspondence analysis. *Social Indicators Research*, 143(1), 355-369.

Marschak, J. (1960). Binary choice constraints and random utility indicators. In J. Marschak (Ed.), *Economic information, decision, and prediction: Selected essays* (1974) (Vol. 1). Dordrecht: D. Reidel.

McCullagh, P., 1980. Regression models for ordinal data. *J. Roy. Statist. Soc. Series B (Methodological)* 42 (2), 109–142. <https://doi.org/10.1079/IVPt200454IN>

McFadden, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behaviour. In Zarembka, P. (Ed.), *Frontiers of Econometrics*. Academic Press.

Meng, M., Rau, A., & 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.

Metro de Santiago (2019). Balance de daños. Disponible en: <https://www.metro.cl/noticias/balance-danos-19-de-octubre-2019>

Orellana J., & Raveau, S. (2018). Public transportation satisfaction modelling using reported and measured data. *Journal I3*, 10, 58-70.

Ortúzar, J.de.D., Willumsen, L. (2011). *Modelling Transport*. John Wiley and Sons, Chichester.

Paquette, J., Bellavance, F., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2012). Measuring quality of service in dial-a-ride operations: the case of a Canadian city. *Transportation*, 39(3), 539-564.

Prato, C. G. (2009). Route choice modeling: past, present, and future research directions. *Journal of choice modelling*, 2(1), 65-100.

Prato, C. G. (2014). Expanding the applicability of random regret minimization for route choice analysis. *Transportation*, 41(2), 351-375.

Psarros, I., Kepaptsoglou, K., & Karlaftis, M. G. (2011). An empirical investigation of passenger wait time perceptions using hazard-based duration models. *Journal of Public Transportation*, 14(3), 6.

Ramming, M. S. (2001). Network knowledge and route choice. Unpublished Ph. D. Thesis, Massachusetts Institute of Technology.

Raveau, S., Guo, Z., Muñoz, J. C., & 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., & De Grange, L. (2011). A topological route choice model for metro. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45(2), 138-147.

Sælensminde, K. (2002). The impact of choice inconsistencies in stated choice studies. *Environmental and Resource Economics*, 23(4), 403-420.

SECTRA. (2014). Actualización y recolección de información del sistema de transporte urbano, IX Etapa: Encuesta Origen Destino Santiago 2012. [base de datos]. Recuperado de: <http://www.sectra.gob.cl/biblioteca/detalle1.asp?mfn=3253>

Simon, H.A., 1955. A behavioral model of rational choice. *Q. J. Econ.* 69, 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>

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

Tan, R., Adnan, M., Lee, D. H., & 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(1), 11-18.

Taylor, S., & Claxton, J. D. (1994). Delays and the dynamics of service evaluations. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 22(3), 254-264.

Thompson, K., Hirsch, L., Mueller, S., & Rainbird, S. (2011). A socio-economic study of platform and carriage crowding in the Australia metropolitan railway industry. CQUniversity Report.

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

Train, K.E., 2009. *Discrete Choice Methods with Simulation*, second ed. Cambridge University Press, Cambridge.

Tyrinopoulos, Y., & Antoniou, C. (2008). Public transit user satisfaction: Variability and policy implications. *Transport Policy*, 15(4), 260-272.

Tversky, A. (1972). Elimination by aspects: A theory of choice. *Psychological Review*, 79(4), 281–299. <https://doi.org/10.1037/h0032955>

Vierordt, K. (1868). *Der Zeitsinn nach Versuchen*. Tübingen: Laupp.

Yap, M., Cats, O., & van Arem, B. (2020). Crowding valuation in urban tram and bus transportation based on smart card data. *Transportmetrica A: Transport Science*, 16(1), 23-42.

Yarmey, A. D. (2000). Retrospective duration estimations for variant and invariant events in field situations. *Applied Cognitive Psychology: The Official Journal of the Society for Applied Research in Memory and Cognition*, 14(1), 45-57.

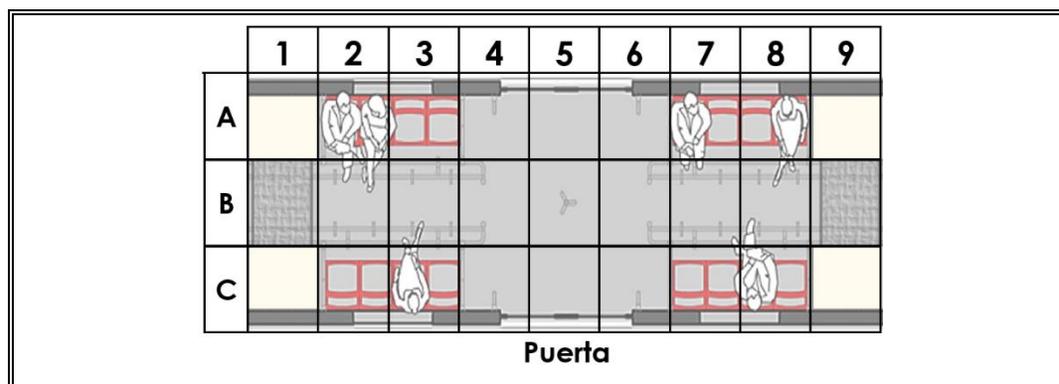
Yoh, A., Iseki, H., Smart, M., & Taylor, B. D. (2011). Hate to wait: Effects of wait time on public transit travelers' perceptions. *Transportation Research Record*, 2216(1), 116-124.

**ANEXOS**

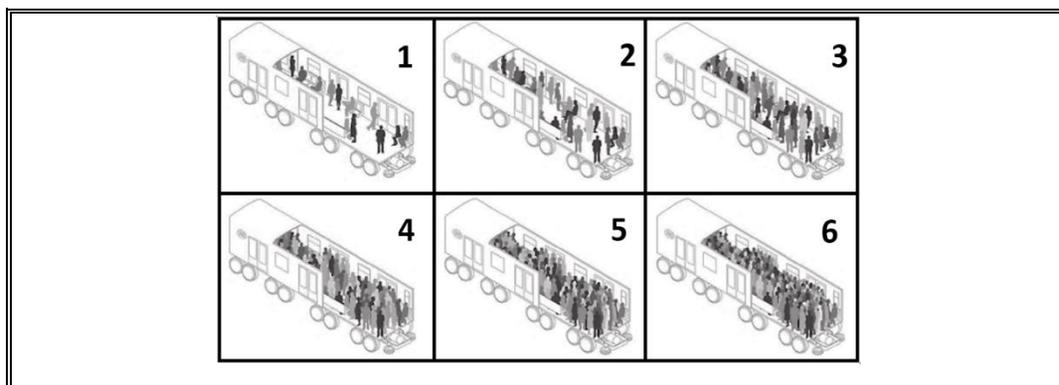
### ANEXO A: DETALLE ENCUESTA APLICADA

A continuación, se muestran las preguntas que componen la encuesta aplicada:

1. ¿En qué estación inició su viaje en Metro?
2. ¿En qué estación hizo su primera, segunda, tercera y cuarta combinación?
3. En una escala de 1 a 7, donde 1 es pésimo, 4 regular y 7 excelente, ¿qué nota le colocaría en general a su viaje en el último tren?
4. ¿Cuántos trenes dejó pasar antes de subir a este último tren?
5. En el momento más cargado/lleño del último tren, ¿en qué sección del vagón venía?



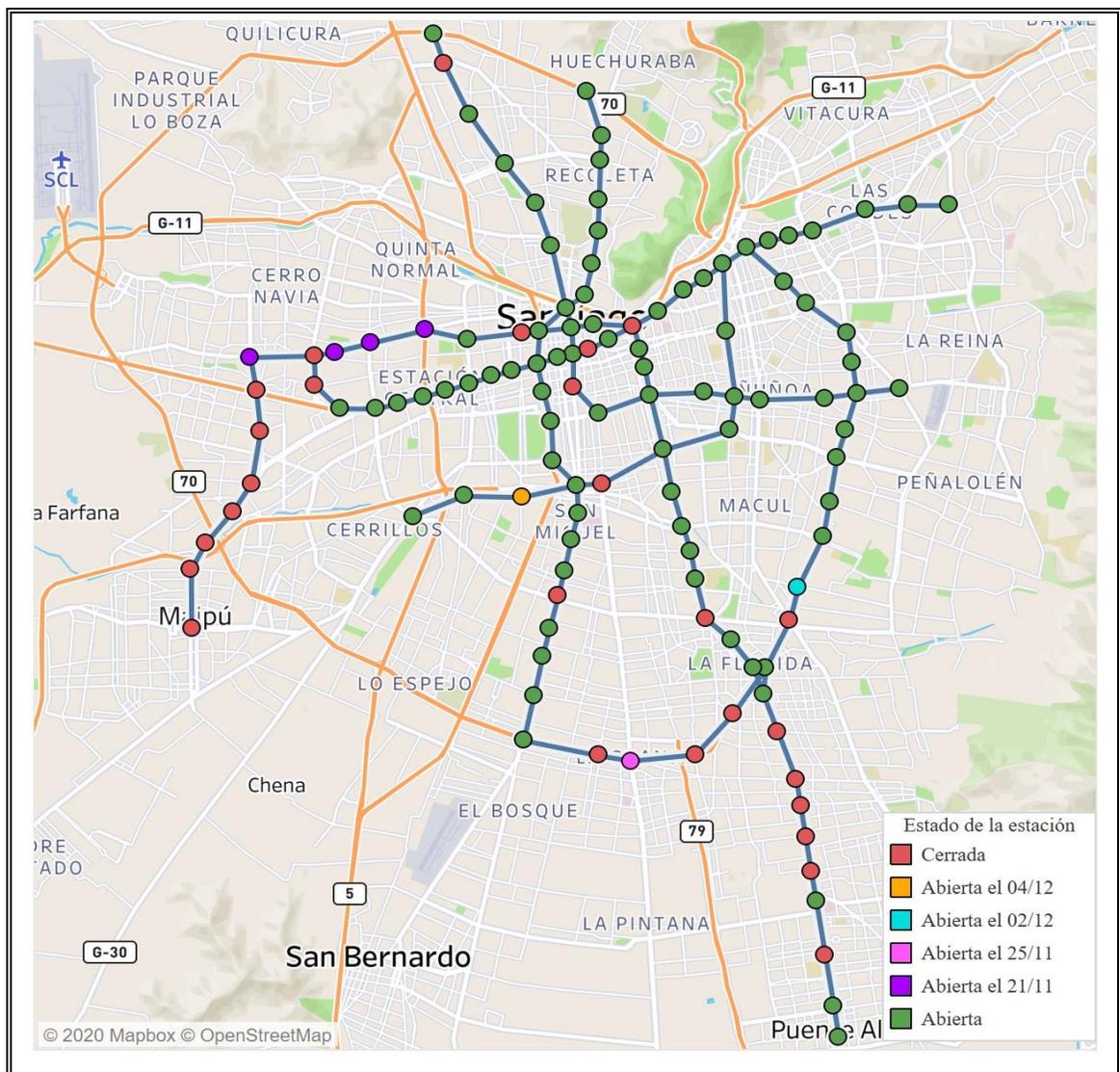
6. En el momento más cargado/lleño de este último tren, ¿qué tan cargado venía?



7. ¿Cuántos minutos esperó al último tren que abordó?
8. Desde que abandonó la estación donde abordó este último tren, ¿cuántos minutos se demoró en llegar a la estación de destino?
9. ¿Cuál es el propósito de su viaje?
  - a) Trabajo
  - b) Estudio
  - c) Otro
10. ¿Con qué frecuencia realiza este viaje?
  - a) Todos los días
  - b) 3 veces a la semana
  - c) 1 vez a la semana
  - d) 2 veces al mes
  - e) 1 vez al mes
  - f) Es primera vez que lo hago
11. Sexo:
  - a) Entre 18 y 25 años
  - b) Entre 26 y 60 años
  - c) Mayor a 60 años
12. Edad:
  - a) Mujer
  - b) Hombre

## ANEXO B: DISPONIBILIDAD DE LA RED CON FECHAS DE APERTURA

A continuación, se encuentra la disponibilidad de la red durante con la toma de datos, donde se especifica la fecha de apertura de las estaciones que reiniciaron su operación durante este período.



### ANEXO C: COMPARACIÓN CON MODELO LINEAL DE RUTA

A continuación, se encuentra la comparación entre el mejor modelo estimado de la elección de ruta y el modelo con la misma especificación que incorpora solo funciones de orden lineal.

Atributo (unidad)	Parámetro	Mejor modelo		Modelo lineal	
		Valor	Test-t	Valor	Test-t
Tiempo de viaje (hora)	$\beta_{tv}$	-67,7	-2,03	-14,00	-6,33
Parámetro Box-Cox	$\lambda$	2,68	4,55	-	-
Tiempo de espera (hora)	$\beta_{tesp}$	-54,2	-5,16	-55,00	-5,52
Tiempo de caminata (hora)	$\beta_{cam}$	-21,5	-3,29	-22,30	-3,70
Ocupación ponderada por distancia (%) y tiempo de viaje	$\beta_{tv-oc}$	-25,2	-7,03	-22,55	-6,70
Viaje solo en líneas antiguas (binaria)	$\beta_{tv-oc}$	-0,72	-2,15	-0,91	-3,05
Probabilidad de pertenencia clase 1 (pseudo-lexicográfica)	$\pi$	0,28	2,09	0,24	1,87
Tamaño muestra		452		452	
Log-verosimilitud		-201,68		-208,12	

Se observa que el mejor modelo, que incorpora funciones no lineales, tiene un mejor ajuste que el modelo lineal.

### ANEXO D: COMPARACIÓN CON MODELO LINEAL DE SATISFACCIÓN

A continuación, se encuentra la comparación entre el mejor modelo estimado de satisfacción y el modelo con la misma especificación que incorpora solo funciones de orden lineal.

Atributo (unidad)	Parámetro	Datos percibidos		Datos operacionales	
		Valor	Test-t	Valor	Test-t
Tiempo de viaje (hora)	$\beta_{tv}$	-1,74	-6,65	-1,63	-6,93
Tiempo de espera (hora)	$\beta_{tesp}$	-11,5	-7,17	-9,89	-7,88
Desviación estándar tiempo de espera (hora)	$\sigma_{tesp}$	5,15	2,36	-	-
Ocupación (%)	$\beta_{oc}$	-2,08	-9,34	-1,94	-9,86
Desviación estándar ocupación (%)	$\sigma_{oc}$	0,84	2,64	-	-
Línea antigua (binaria)	$\beta_{ant}$	-0,36	-3,10	-0,34	-3,05
Joven (binaria)	$\theta_{joven}$	-0,80	-4,53	-0,76	-4,85
Adulto mayor (binaria)	$\theta_{AM}$	0,64	2,48	0,57	2,45
Viaja sentado (binaria)	$\theta_{sent}$	0,88	4,00	0,81	4,10
Primer umbral	$\tau_1$	-7,01	-18,20	-6,47	-26,9
Primera diferencia de umbral	$\delta_1$	0,59	5,20	0,55	5,26
Segunda diferencia de umbral	$\delta_2$	0,59	6,40	0,55	6,60
Tercera diferencia de umbral	$\delta_3$	1,57	12,60	1,43	15,50
Cuarta diferencia de umbral	$\delta_4$	1,22	14,30	1,12	19,10
Quinta diferencia de umbral	$\delta_5$	1,67	18,10	1,56	24,90
Tamaño muestra		1.593		1.593	
Log-verosimilitud		-2.326,8		-2.331,35	

Se observa que el mejor modelo, que incorpora funciones no lineales, tiene un mejor ajuste que el modelo lineal.