



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

**EFFECTO DE LA PANDEMIA COVID-19
EN LA PERCEPCIÓN DE
HACINAMIENTO EN TRANSPORTE
PÚBLICO Y EN LA ELECCIÓN MODAL:
EL CASO DE SANTIAGO, CHILE**

VICENTE DANILO IGLESIAS RIQUELME

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

Profesor Supervisor:
SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ

Santiago de Chile, diciembre, 2021

© 2021, Vicente Danilo Iglesias Riquelme



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

EFFECTO DE LA PANDEMIA COVID-19 EN LA PERCEPCIÓN DE HACINAMIENTO EN TRANSPORTE PÚBLICO Y EN LA ELECCIÓN MODAL: EL CASO DE SANTIAGO, CHILE

VICENTE DANILO IGLESIAS RIQUELME

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ

RICARDO HURTUBIA GONZÁLEZ

SEBASTIÁN TAMBLAY MOËNNE

NÉSTOR ESCALONA BURGOS

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

Santiago de Chile, diciembre, 2021

A mi querido abuelo, don Luis Arturo
Riquelme Maturana

AGRADECIMIENTOS

Evidentemente, luego de haber recorrido el camino de estudiar ingeniería y realizar el magíster, hay muchas personas a quienes agradecer el apoyo, el cariño y contención. Pero en primera instancia agradezco a mi familia, en especial a María Eugenia (mi madre), a Luisa y Luis (mis abuelos) a quienes no solo les debo este momento, sino también todo el porvenir.

También necesito agradecer a mi profesor guía Sebastián por su increíble apoyo, dedicación y la confianza que me entregó. Estoy agradecido de haber tenido la oportunidad de ser su ayudante en varias oportunidades, pero por sobre todo por haber sido parte de sus estudiantes de magíster. También agradezco que hayamos compartido opiniones y gustos por elementos extraacadémicos, esto sin duda hizo de estos años de magíster una gran experiencia, que creo, que no podría haber sido mejor.

Agradezco a las amistades que formé a lo largo de estos años universitarios, a Gonzalo, Ignacio, Gustavo, José Ignacio, Felipe y Andrés; a mis amigos de la vida, Sofía y Joel. También, quiero agradecer a Gabriela y Silvia por haberme acogido, sostenido y brindado un gran cariño.

INDICE GENERAL

Pág.

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
INDICE DE TABLAS	vi
INDICE DE FIGURAS	vii
RESUMEN	viii
ABSTRACT.....	ix
1 Introducción.....	1
1.1 Hipótesis	3
1.2 Objetivos	4
1.3 Alcances.....	5
1.4 Estructura de la tesis	5
2 ANTECEDENTES bibliográficos	7
2.1 Estudios del efecto del hacinamiento en la elección modal.....	7
2.2 Modelos de elección discreta – Logit Multinomial	9
2.3 Modelos ordinales de elección.....	11
2.4 Modelos híbridos de elección discreta	12
3 Diseño de encuesta y análisis de datos recopilados	15
3.1 Diseño de la encuesta.....	15
3.1.1 Caracterización del viaje	16
3.1.2 Indicadores de percepción	17
3.1.3 Caracterización socioeconómica	21
3.2 Difusión de la encuesta	22
3.3 Análisis de las respuestas recopiladas.....	25
3.3.1 Distribuciones sociodemográficas.....	26
3.3.2 Distribución modal	29
3.3.3 Diferencias en los indicadores entre cortes temporales.....	30

4	Estimación de niveles de servicio	35
4.1	Estimación de tiempos	35
4.2	Estimación de niveles de hacinamiento	36
4.2.1	Asignación de hacinamiento en sistema de buses	36
4.2.2	Asignación de hacinamiento en sistema de Metro	37
4.3	Estimación de costo de viaje.....	38
4.4	Disponibilidad de alternativas.....	39
5	Modelación y análisis de resultados	40
5.1	Estimación de modelos MIMIC.....	40
5.2	Estimación de modelo híbrido	45
5.2.1	Especificación del modelo.....	46
5.2.2	Modelo estimado	50
5.3	Análisis del modelo estimado	53
5.4	Tasas marginales de sustitución y estudios pre-pandémicos	57
6	Conclusiones	63
	BIBLIOGRAFIA	68

INDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 3-1: Alternativas de periodo, propósito y modo	17
Tabla 3-2: Indicadores de percepción.....	20
Tabla 3-3: Distribución etaria de respuestas.....	28
Tabla 3-4: Variación de respuestas de indicadores.....	32
Tabla 5-1: MIMIC de la variable latente percepción de salubridad	42
Tabla 5-2: MIMIC de la variable latente comportamientos de higiene.....	43
Tabla 5-3: MIMIC de la variable latente aversión al hacinamiento	44
Tabla 5-4: Variables utilizadas	47
Tabla 5-5: Estructura del modelo para cada alternativa	49
Tabla 5-6: Parámetros estimados el MIMIC - Modelo híbrido	51
Tabla 5-7: Parámetros estimados del modelo de elección - Modelo híbrido.....	52
Tabla 5-8:Tasa marginal de sustitución entre el tiempo de viaje y caminata considerando un viaje de 30 minutos y 6 pax/m ²	60

INDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 2-1: Umbrales de los modelos ordinales	11
Figura 3-1: Mapa interactivo de la encuesta	16
Figura 3-2: Evolución de vacunados de COVID-19 en Chile	23
Figura 3-3: Evolución de fallecidos por COVID-19 en Chile	24
Figura 3-4: Evolución de contagiados por COVID-19 en Chile	24
Figura 3-5: Distribución de edad y sexo del primer corte	26
Figura 3-6: Distribución de edad y sexo del segundo corte.....	27
Figura 3-7: Distribución de las respuestas por comuna.....	29
Figura 3-8: Partición modal en cada corte	30
Figura 5-1: Compensación tiempo de viaje en transporte público y caminata	54
Figura 5-2: Igual desutilidad entre los tiempos de viaje y caminata	55
Figura 5-3: Utilidades por modo y distancia	56
Figura 5-4: Tasa marginal de sustitución entre tiempo de viaje y caminata en transporte público	58
Figura 5-5: Comparativa de TMS (tiempo de viaje y caminata) con estudio previo.....	61

RESUMEN

Se ha demostrado que el proceso de elección modal no solo depende de los atributos de las alternativas modales, sino también existen elementos como la aversión al hacinamiento que afectan significativamente las percepciones de los usuarios. En esta línea, la pandemia COVID-19 junto con las medidas sanitarias que ha implicado pueden haber cambiado las percepciones del hacinamiento en transporte público en la elección modal. Así, esta investigación tiene como objetivo cuantificar estos cambios mediante un modelo híbrido de elección discreta usando datos recopilados mediante una encuesta de preferencias reveladas aplicada en dos cortes temporales, noviembre del 2020 y abril del 2021. La diferenciación de datos por cortes temporales permitió determinar si el efecto de la pandemia sobre las percepciones cambió entre cortes. La aversión al hacinamiento fue incluida en el modelo de elección como una variable latente actitudinal, la cual resultó tener un efecto significativo en la elección modal de las personas solo para el conjunto de respuestas pertenecientes al primer corte temporal, lo que implica que existe una reducción del efecto inicial de la pandemia. Asimismo, se determinó que las mujeres y adultos son quienes presentan un mayor nivel de aversión. Adicionalmente, analizando las desutilidades que genera cada alternativa modelada, se determinó que para viajes de distancias menores a 4 kilómetros la bicicleta es preferida por sobre el automóvil. De la misma manera, para viajes menores a 3 kilómetros la caminata presenta preferencia por sobre el transporte público. Respecto a las tasas marginales de sustitución entre el tiempo de viaje y caminata en transporte público, para viajes de 30 minutos con un nivel de hacinamiento de 6 pax/m² las mujeres sobre 35 años están dispuestas a transar dos minutos de viaje por un minuto de caminata. Al comparar las tasas obtenidas con un estudio pre-pandémico se obtiene que para viajes menores a 9 minutos las personas en la pandemia tienen mayores preferencias por caminar por sobre pasar tiempo al interior del transporte público.

Palabras Claves: Elección discreta, COVID-19, Percepción del hacinamiento, variables latentes

ABSTRACT

On modal choice, it has been proved a significant crowding effect over travel time perception. But, the pandemic COVID-19 and the sanitary measures have caused changed perceptions of overcrowding on the modal choice. Thus, this work aims to quantify these changes through a hybrid discrete choice model using data collected through a revealed preferences survey applied in two times cut, November 2020 and April 2021. Although the overcrowding aversion was included in the choice model as a latent variable, that had a significant effect on the modal choice of people only for the set of responses belonging to the first time cut, which implies a reduction of the initial pandemic impact. Likewise, it determined that women and adults are the ones who present a higher level of aversion. Additionally, analyzing the disutilities generated by each modal alternative, it is determined that the bicycle is preferred over the car for trips of distances less than 4 kilometers. In the same way, for trips of less than 3 kilometers, the walk has a preference over public transport. Regarding the marginal rates of substitution between travel and walking time in public transport, for trips of 30 minutes with an overcrowding level of 6 pax/ m², women over 35 years are willing to trade two minutes of travel for one minute of walking. When comparing the rates obtained in a pre-pandemic study, it is obtained that for trips of less than 9 minutes, people in the pandemic have more preferences for walking over spending time inside public transport.

Keywords: Discrete choice, COVID-19, Crowding perception, latent variable

1 INTRODUCCIÓN

Comprender los elementos que influyen en la elección modal de las personas es importante no solo para estimar adecuadamente la demanda, sino también para plantear mejoras acertadas al sistema de transporte que impliquen una mejora significativa en la experiencia de los usuarios. Es esta línea, se debe tener en consideración que la elección de los usuarios del sistema de transporte no solo depende de los tiempos de viaje, espera o caminata de una alternativa, ni del costo de esta misma, sino que existen percepciones o elementos no cuantitativos que afectan la toma de decisiones de las personas. Dentro de estas percepciones se encuentra la aversión al hacinamiento, es decir, el rechazo a viajes en condiciones de alta densidad de pasajeros.

Dentro de las alternativas modales que existen en la ciudad, los modos de transporte público son aquellos que presentan los mayores niveles de densidad de pasajeros. Así, son estos modos a los que se asocia el efecto la aversión al hacinamiento y no, por ejemplo, al automóvil que es un modo privado y de uso personal. Esto por supuesto, implica que el enfoque de este estudio se centre en las características del transporte público por sobre los otros modos. Adicionalmente, dada la disponibilidad de datos, la magnitud del sistema de transporte público de la ciudad de Santiago y la concentración de la población que presenta es que se decide basar esta investigación sobre esta ciudad metropolitana y no otra.

En línea con lo anterior, la aversión al hacinamiento en el transporte público es un factor que se ha demostrado tener un efecto significativo en la elección de modos de transporte, en especial, en la percepción que tienen los usuarios sobre tiempo de viaje en distintas condiciones de hacinamiento para el transporte público. Es decir, se ha demostrado que para una persona no es lo mismo pasar su tiempo de viaje en un bus lleno de pasajeros (alto nivel de hacinamiento) que en un bus vacío (bajo nivel de hacinamiento), esto en términos de la desutilidad que implica el viaje. Este efecto ha sido diferenciado no solo

por el nivel de hacinamiento propiamente tal, sino que también por las características de los usuarios.

Sin embargo, a pesar de que la aversión al hacinamiento y su efecto en la elección modal ya se ha estudiado a nivel internacional y también en el caso de Santiago de Chile (Basu et al., 2012; Batarce et al., 2015), en el año 2020 el mundo se enfrentó al comienzo de una crisis sanitaria originada por la propagación del COVID-19. En este nuevo contexto la movilidad incorpora el concepto de “distancia social” de un metro entre personas (WHO, 2020) que tiene la finalidad de reducir los contagios de COVID-19. Así, el hacinamiento no es solo un factor vinculado a la comodidad de un viaje sino también se convirtió en una percepción de sanidad para los usuarios. Dado que el nivel de hacinamiento adquiere un nuevo protagonismo, es oportuno pensar que las percepciones previas a la pandemia cambiaron.

Adicionalmente, el contexto sanitario implicó cambios en las actividades y en la movilidad de las personas, ya que algunas de las políticas orientadas a reducir la propagación de la pandemia tenían como objetivo reducir el traslado de las personas en la ciudad, como las cuarentenas y trabajo remoto. Esto ha implicado una reducción importante del uso de transporte público cercana al 80% para países europeos (Tirachini & Cats, 2020). Asimismo, en Santiago de Chile la reducción fue de un 55% para el sistema de transporte público de buses y de un 45% para el sistema de Metro (Astroza et al., 2020).

Junto con la reducción de movilidad se debe tener en cuenta que el transporte público es percibido como el modo más riesgoso en términos sanitarios, lo que a su vez se puede traducir en una migración de usuarios de este modo a otros modos privados luego de finalizadas las cuarentenas (Tirachini & Cats, 2020). Esta imagen de alternativa de movilidad riesgosa se debe, por un lado, a que el sistema de transporte público en periodos puntas ha presentado sistemáticamente altos niveles de hacinamiento. Adicionalmente, se debe tener en consideración que la ventilación de los espacios públicos es un factor importante en la propagación del COVID-19 (Sun & Zhai, 2020) y al comienzo de la

pandemia no estaba claro, por parte de los usuarios, si los buses o vagones de Metro cumplieran con estándares mínimos de ventilación.

Así, es importante para la sostenibilidad del sistema público de transporte que los usuarios no migren a modos de transporte como el automóvil. Esto, porque sería un retroceso en la sustentabilidad y estabilidad del sistema de transporte. Por esta razón, a priori se reconoce una baja en el uso del transporte público, pero no basta con solo cuantificar el efecto actual de la pandemia, sino que, es importante determinar si los usuarios, en términos generales, mantendrán estos cambios junto con la percepción negativa del transporte público.

Por lo mencionado anteriormente, surge la necesidad de estudiar el efecto de la pandemia sobre las decisiones modelos de las personas ya que, las percepciones y tasas marginales de sustitución se pueden haber alterado por el contexto sanitario. Dado lo anterior, el objetivo de este estudio es determinar en qué aspectos la pandemia ha generado cambios en las preferencias modales de las personas en la ciudad de Santiago. Por tanto, se busca responde a la siguiente pregunta: en comparación con antes y durante del COVID-19, ¿ha cambiado la percepción de las personas respecto a variables como tiempo de viaje, tiempo de espera y nivel de hacinamiento al momento de escoger un modo de transporte luego de finalizadas las cuarentenas? En este caso, los factores sociodemográficos son elementos que se tendrán en cuenta a la hora de realizar el estudio.

1.1 Hipótesis

La hipótesis de esta investigación radica en que la pandemia COVID-19 ha tenido un efecto significativo sobre la percepción del hacinamiento al escoger modo de transporte. Esto se traduce en un posible aumento en la penalización por parte de los usuarios sobre alternativas modales con mayor densidad de personas como bus y metro.

Sin embargo, se espera que el efecto negativo de la pandemia presente un declive en sus efectos sobre las elecciones modales. En esta línea, se debe tener en cuenta que la pandemia (en sus inicios) generó caos y reacciones por parte de las personas y los gobiernos que se pudo haber atenuado con el pasar de los meses. Por ejemplo, en el año 2021 Chile ha tenido un proceso de vacunación exitoso y una disminución en la tasa de mortalidad que puede traducirse en una mayor sensación de seguridad por parte de las personas.

En síntesis, en esta investigación se plantea una hipótesis principal que se vincula con el efecto inicial que tiene la pandemia sobre un aumento en la penalización del hacinamiento en el transporte público. Asimismo, se plantea que el efecto de la pandemia se reducirá con el pasar de los meses dado que el conocimiento sobre la pandemia y las herramientas para enfrentarla va en aumento.

1.2 Objetivos

El objetivo de este estudio es determinar en qué aspectos la pandemia COVID-19 ha generado cambios en las preferencias modales de las personas en la ciudad de Santiago. Así, los objetivos específicos son los siguientes:

- i. Identificar factores que influyen en la elección de modos de transporte para las personas del Santiago considerando el contexto pandémico del coronavirus.
- ii. Entender posibles cambios de percepciones en las elecciones de modos de transporte entre dos cortes temporales de la pandemia.
- iii. Diseñar y aplicar una encuesta online de preferencias reveladas con preguntas relacionadas a elecciones modelos, características sociodemográficas y percepciones del nivel de servicio del sistema de transporte público.

1.3 Alcances

Esta investigación logra comparar el efecto de la pandemia COVID-19 entre dos cortes temporales. En estos cortes temporales se encuestaron grupos de personas diferentes, por tanto, el muestro es diferente y no corresponde a un panel de datos, que sería otro escenario posible de recolección de datos. Dado que el muestro entre los cortes es diferente, se debe tener precauciones a la hora de modelar e interpretar los resultados.

Ligado al punto anterior, al presentar dos muestras diferentes las particiones modelas de ambos conjuntos de datos son distintas, por tanto, dentro de la modelación se incluyen constantes modelos distintas entre ambos cortes. Esto trae como consecuencia que el modelo estimado no permita tener un carácter predictivo debido a que se presentan constantes modales diferidas.

Adicionalmente, los datos utilizados respecto a los niveles de hacinamiento tienen dos orígenes, los datos entregados por el Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM) y los datos entregados por Metro. Ambos datos tienen distintas metodologías para estimar los niveles de hacinamiento en cada modo, pero, es la mejor información disponible que respecta a esta variable de nivel de servicio. Es preferible que la estimación de hacinamiento en buses y Metro tengan el mismo estándar, pero dada la naturaleza distinta de estos dos modos es que la mejor metodología de estimación no es la misma.

1.4 Estructura de la tesis

La estructura de esta tesis se establece en el desarrollo de cinco capítulos, el Capítulo 2 en el que se realiza la revisión bibliográfica de estudios sobre el efecto del hacinamiento en

la elección modal. Adicionalmente se presenta la teoría de los modelos híbridos de elección discreta utilizados para obtener los resultados. Luego, en el Capítulo 3 se presenta el diseño de la encuesta de preferencias reveladas junto con un análisis de los datos recopiladas con la finalidad de reportar diferencias entre el primer corte temporal y el segundo. A continuación, se desarrolla el Capítulo 4 donde se detalla el proceso de estimación de los niveles de servicio, como el costo y tiempo de viaje, para cada alternativa modal y persona. Los principales resultados se establecen en el Capítulo 5, donde se presentan la estructura y estimación del modelo híbrido de elección discreta junto con el análisis de tasas marginales de sustitución y una comparación con un estudio pre-pandémico. Por último, se presenta el Capítulo 6 con las conclusiones de esta tesis.

2 ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS

En esta sección se presentarán las receptivas revisiones bibliográficas sobre estudios previos que abordan el efecto del hacinamiento en la elección modal tanto en Chile como en otros países. Luego, se presentarán datos y estudios relacionados al efecto que ha tenido la pandemia del COVID-19 sobre la movilidad urbana. Por último, se presentará la teoría los modelos híbridos de elección discreta y de los modelos ordinales, esto con la finalidad de introducir la metodología empleada para estimar los modelos utilizados en esta investigación.

2.1 Estudios del efecto del hacinamiento en la elección modal

Es importante considerar que el efecto del hacinamiento en el transporte público ha sido estudiado y se ha demostrado que tiene un efecto significativo sobre la percepción del tiempo de viaje (Basu et al., 2012; Haywood et al., 2020; Kroes et al., 2014; Li & Hensher, 2011; Hörcher et al., 2017; Márquez et al., 2019). Es decir, el tiempo por si solo no entrega toda la información de nivel de servicio de un modo de transporte, en este caso, se plantea que el hacinamiento al interior de los buses o vagones de metro generan cambios en la penalización del tiempo que el usuario pasa al interior, por tanto, no es percibido de la misma manera un viaje de treinta minutos en un bus vacío que en un bus a máxima capacidad.

Asimismo, ha sido estudiado el efecto del hacinamiento sobre la elección de rutas de transporte público y se ha determinado que la penalización del tiempo de viaje hacinado varía según se viaja sentado o parado al interior del bus o vagón. En esta misma línea Kim et al. (2015) y Shin et al. (2021) concluyen que el hacinamiento es importante en el metro

al nivel de generar cambios de rutas en las personas para evitar los altos niveles de aglomeración.

Adicionalmente, para el caso de Holanda no solo se concluyó el efecto en la elección de rutas sino también diferencias de este efecto en usuarios frecuentes y no frecuentes del transporte público (Yap et al., 2020). Caso similar es el estudiado por Kroes et al. (2014) en île-de-France donde determinan que el efecto del hacinamiento también es determinado por las condiciones de viaje del pasajero, es decir, si va de pie o sentado. Por tanto, hay estudios que demuestran que no solo influye el hacinamiento per se sino también hábitos individuales y condiciones de viajes relevantes para los usuarios.

En los estudios previamente mencionados la connotación del hacinamiento hace referencia principalmente a la comodidad, hay casos como el descrito por que aborda el estrés en los viajes en transporte público ligados a los niveles de hacinamiento. Es decir, la comodidad es un elemento vinculado al hacinamiento, pero no es el único.

En el caso particular de Santiago, se estudió el efecto del hacinamiento por Batarce et al. (2015) que demuestra la no linealidad de este efecto sobre el tiempo de viaje, en específico determina que el tiempo de viaje en el transporte público de Santiago con un nivel de hacinamiento de 6 pax/m^2 genera el doble de desutilidad que un viaje con un hacinamiento de 1 pax/m^2 .

Adicionalmente, para el caso chileno también se ha determinado heterogeneidad en el efecto del hacinamiento. Soza-Parra et al. (2019) concluye que las mujeres mayores de 35 años son más sensibles al hacinamiento. Así, de esta investigación se destaca un resultado interesante respecto a la edad, dado que se establece que los jóvenes son los que más valoran la comodidad y no los adultos o adultos mayores. Este resultado obtendrá relevancia al compararlo con los resultados de esta tesis y sobre todo por lo reciente que es el trabajo de Soza-Parra et al. (2019).

Ahora bien, también se han obtenido resultados respecto las disposiciones a pago por parte de los usuarios de transporte público en Santiago. En este caso, Tirachini et al. (2017) concluyen que los usuarios de Metro tienen una disposición mayor a pagar para reducir su tiempo de viaje cuando el hacinamiento es mayor.

Por último, Batarce et al. (2016) y Tirachini et al. (2013) mencionan que no considerar el costo del hacinamiento puede producir una sobreestimación o una subestimación de la demanda del sistema de transporte público. En esta misma línea, Cats et al. (2016) y Pel et al. (2014) aseguran que además de estudiar el efecto del hacinamiento es importante incorporar estos resultados al momento de evaluar proyectos de infraestructura de transporte.

2.2 Modelos de elección discreta – Logit Multinomial

Los modelos de elección modal se suelen estimar mediante modelos tipo Logit (Williams & Ortúzar, 1982) que hacen uso de la teoría de utilidad aleatoria (McFadden, 1986) y que consideran en la elección de alternativas modales distintos atributos (X_{ik}) cuantificables como tiempos de viaje, espera y costo. Las variables se incorporan en una función de utilidad U_{iq} específica para cada individuo (i) y alternativa (q). Con esta estructura, y asumiendo que las personas son racionales, la alternativa seleccionada será la que genera mayor utilidad a cada persona.

Cabe destacar que se incorpora una componente de error (ε_{iq}) en la modelación dado que el modelador no tiene información perfecta respecto a la decisión que toma cada individuo. Para este error, en el caso de los modelos Logit Multinomial (MNL), se asume que distribuyen Gumbel idénticamente e independiente. De esta manera, la función de utilidad (U_{iq}) es explicada por medio de una función de utilidad sistemática V_{iq} , que contiene los parámetros asociados a los atributos β_{ik} , y la componente de error.

$$U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.2.1)$$

$$U_{iq} = \sum_k \beta_{i,k} \cdot X_{iqk} + \varepsilon_{iq} \quad (2.2.2)$$

El procedimiento para estimar los parámetros asociados a la utilidad sistemática se lleva a cabo por el método de maximización de verosimilitud utilizando la probabilidad definida en la Ecuación 2.2.3, la que indica la probabilidad para cada individuo de elegir una alternativa disponible $A(q)$ en base a la utilidad sistemática V_{iq} . En este proceso se presentan restricciones al asumir que los parámetros estimados son iguales para todos los individuos y las componentes aleatorias de todas las alternativas poseen igual varianza (homocedasticidad).

$$P_{iq} = \frac{e^{V_{iq}}}{\sum_{j \in A(q)} e^{V_{jq}}} \quad (2.2.3)$$

Cabe destacar que, las variables (X_{iqk}) no necesariamente son incluidas en la estructura de las funciones de utilidad de forma lineal, es decir, se suele incorporar las variables mediante transformaciones como raíz cuadrada o logaritmo justificándose, por ejemplo, con el conocimiento previo de que la percepción de dicha variable no es lineal y requiere de una transformación. En esta línea, existe la transformada de Box-Cox (Sakia, 1992) que permite estimar el parámetro de la potencia en la que se transforma la variable. Esto permite en base a la naturaleza de los datos y la estructura del modelo estimar la transformada de la variable sin tener que asumir previamente cuál es. En la Ecuación 2.2.4 se puede observar la ecuación por partes para estimar el parámetro lambda. Cabe destacar que, esta transformada presenta un caso particular para el parámetro igual a cero, en ese caso la transformada de Box-Cox sugiere utilizar el logaritmo natural.

$$X_{iq}(\lambda) = \begin{cases} \frac{X_{iq}^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \log(X_{iq}) & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2.4)$$

2.3 Modelos ordinales de elección

Si se quiere modelar elecciones correspondientes a respuestas entregadas en escalas semánticas o cantidades de consumo se debe hacer uso de modelos ordinales de elección. La escala contingente a esta investigación corresponde a notas de 1-7 y que simbolizan una escala relativa desde la nota 1 equivalente a “completamente en desacuerdo” a la nota 7 equivalente a “completamente de acuerdo”.

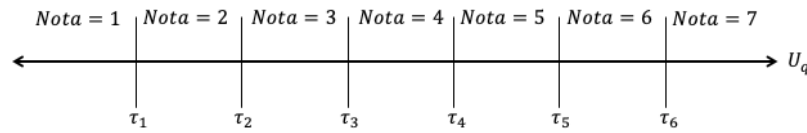


Figura 2-1: Umbrales de los modelos ordinales

Fuente: Elaboración propia

En este tipo de modelos se debe estimar los umbrales (τ_{Nota}) que definen los niveles de utilidad U_q que genera cada nota o valor de la escala utilizada. Al estimar este tipo de modelos se debe considerar las limitaciones de la estimación por las que se debe tomar la decisión de fijar uno de los τ_{Nota} en cero. Dado lo anterior, se debe estimar las probabilidades de escoger cada nota para cada individuo, esta probabilidad se define en la Ecuación 2.3.1.

$$P_q(nota) = \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_{Nota-1})}} - \frac{1}{1 + e^{-(V_q - \tau_{Nota})}} \quad (2.3.1)$$

Sin embargo, para efectos de esta investigación se decidió por no estimar cada uno de los τ_{Nota} sino tres deltas que su combinación (suma y resta) generan cada uno de los τ_{Nota} . De esta manera, se asume que los deltas entre τ_{Nota} es la misma para los extremos, por ejemplo, entre la nota 1 y la nota 2; y la nota 6 a la nota 7. Asimismo, sucede con los deltas entre τ_{Nota} intermedias como la 2 a la 3; y la 4 a la 5. Esto se justifica al pensar que el nivel de utilidad varía de cierta manera en los extremos y de otra manera distinta en los umbrales intermedios.

2.4 Modelos híbridos de elección discreta

Comúnmente, al construir la especificación de un modelo de elección discreta se consideran atributos tangibles de las alternativas o de los individuos. Sin embargo, variables no tangibles como la comodidad y seguridad, que se basan en la subjetividad de cada individuo, pueden aportar a explicar la elección de los individuos.

Para incorporar las variables asociadas a atributos no tangibles, o también llamadas variables latentes, se debe recopilar la evaluación de indicadores de percepción para cada individuo. Estos indicadores se estructuran de forma ordinal con escalas de apreciación, tal como se describió en la sección anterior.

Para incorporar variables latentes, se hace uso de modelos *multiple-indicator multiple-cause* (MIMIC) que se estiman de manera simultánea con los modelos de elección discreta (Raveau et al., 2010). Así, un modelo de elección discreta que a su vez considera un modelo MIMIC para incorporar variables latentes es denominado un modelo híbrido de elección discreta.

En específico, sobre la componente MIMIC del modelo híbrido de elección discreta es importante mencionar cómo esta construcción de modelo permite incorporar elementos relacionado a percepciones. Esto debido a que, el modelo MIMIC considera dos elementos que son las ecuaciones estructurales y las ecuaciones de medición que vinculan los indicadores asociados a una variable latente y las características del individuo.

En términos generales, las ecuaciones de medición requieren de los indicadores de percepción. Este conjunto de indicadores se agrupa en torno a una variable latente (I) que explica estos indicadores (p). En la Ecuación 2.3.1 se presenta esta componente del modelo MIMIC donde y_{ipq} corresponde a cada indicador, η_{ilq} corresponde a la variable latente y γ_{ilp} es el parámetro por estimar de la ecuación junto a la componente de error ξ_{ipq} . En este caso el subíndice q corresponde a cada individuo y el subíndice i corresponde a cada alternativa.

$$y_{ipq} = \sum_l \gamma_{ilp} * \eta_{ilq} + \xi_{ipq} \quad (2.3.1)$$

En esta misma línea, las ecuaciones estructurales de los modelos MIMIC consideran atributos (r) de los individuos que toman el valor S_{iqr} para explicar la variable latente η_{ilq} . En este caso el parámetro a estimar es el α_{ilr} junto a la componente de error v_{ilq} .

$$\eta_{ilq} = \sum_r \alpha_{ilr} * S_{iqr} + v_{ilq} \quad (2.3.2)$$

La incorporación al modelo de elección de la variable latente estimada se puede realizar mediante una variación sistemática de gustos sobre una variable del modelo de elección, o también se puede incorporar como una variable más del modelo de elección.

Al incluir variables latentes en el modelo de elección se debe considerar la variable latente dentro de la función de utilidad (Ecuación 2.2.2). En la Ecuación 2.3.3 se ejemplifica la incorporación de una variable latente acompañada del parámetro θ_{il} a estimar.

$$U_{iq} = \sum_k \beta_{i,k} \cdot X_{iqk} + \theta_{il} \cdot \eta_{ilq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.3.3)$$

3 DISEÑO DE ENCUESTA Y ANÁLISIS DE DATOS RECOPIADOS

En esta sección se presentará el diseño de la encuesta aplicada con la finalidad de recoger los datos para la modelación. Así, se detallarán los tres objetivos que tiene la encuesta, caracterización de viajes, percepciones de las personas y caracterización socioeconómica de los encuestados. Luego, se explicará el proceso de difusión de la encuesta y se presentará un análisis general de los datos recopilados con una comparativa entre las respuestas del primer corte temporal con las del segundo corte.

3.1 Diseño de la encuesta

La encuesta se diseñó a con tres objetivos específicos. El primero guarda relación con describir en detalle el viaje más común realizado por el encuestado durante la semana anterior a la cual responde la encuesta. Se pregunta por el viaje más común para poder plantear un escenario de cotidianeidad en las respuestas de las personas y no de viajes esporádicos o casuales. Asimismo, se consulta por la semana anterior ya que, de lo contrario, al preguntar por el viaje más común de la actual semana se puede dar el caso que en el instante en que está respondiendo la encuesta aún no realiza algún viaje. Tampoco se pregunta por el viaje más común del mes pasado, esto para acotar las respuestas a un escenario actual teniendo en cuenta el dinamismo de las restricciones sanitarias.

En segundo lugar, se tiene como objetivo captar percepciones de los usuarios respecto a tres tipos de indicadores: i) conductas de higiene, ii) percepción de salubridad en transporte público y iii) aversión al hacinamiento. En tercer lugar, la encuesta tiene como

objetivo caracterizar en términos sociodemográficos a los encuestados. A continuación, se detallan cada uno de estos objetivos y las preguntas empleadas para cumplirlos.

3.1.1 Caracterización del viaje

El primero grupo de preguntas abarca el origen y destino, el propósito del viaje, el modo de transporte utilizado y el periodo del día en que se realiza el viaje. Respecto al origen y destino del viaje se da la opción al encuestado de indicar de manera geográfica a través de un mapa interactivo (Figura 3-1) la ubicación aproximada de su lugar de origen y de destino. En su defecto, la persona también podía indicar de manera escrita el lugar de origen y destino si solo quiere indicar de manera general la ubicación de estos lugares.



Figura 3-1: Mapa interactivo de la encuesta

Fuente: Elaboración propia

Para indicar el periodo, propósito y modo del viaje el encuestado debía seleccionar la opción correspondiente desde un listado de alternativas (ver Tabla 3-1). Para las dos primeras preguntas se exigía solo una alternativa, en cambio, para el modo de transporte

se dio la libertad de seleccionar cualquier combinación de modos, es decir, una persona pudo indicar que usaba el automóvil y la bicicleta para realizar sus viajes, o que usaba el Metro y el taxi, lo importante en este punto es que el encuestado pudiera indicar cada uno de los modos que usa para realizar el viaje. Luego, se detallará el proceso de agregación de esos modos a solo cinco alternativas que fueron modeladas.

Tabla 3-1: Alternativas de periodo, propósito y modo

	Periodo	Propósito	Modo
1	Entre 6:30 – 9:00	Trabajo	Automóvil
2	Entre 9:01 – 12:00	Estudios	Bicicleta
3	Entre 12:01 – 14:00	Visitar a alguien	Completamente a pie
4	Entre 14:01 – 16:00	Compras	Colectivo
5	Entre 16:01 – 18:00	Otro	Micro
6	Entre 18:01 – 20:00	-	Metro
7	Entre 20:01 – 22:00	-	Moto
8	Entre 22:01 – 00:00	-	Scooter
9	Entre 00:01 – 6:30	-	Taxi/ Uber (o similares)

Fuente: Elaboración propia

3.1.2 Indicadores de percepción

Dado que se busca incluir variables latentes en la modelación, es necesario definir preguntas de indicadores de percepción. En este caso, al momento de diseñar la encuesta se decidió incluir tres grupos de indicadores, cada uno relacionado a una variable latente en específico. En la Tabla 3-2 se presentan los 12 indicadores y la respectiva variable

latentes asociada. Cabe destacar que, esta agrupación de indicadores es la determinada al momento de diseñar la encuesta.

Respecto a las alternativas para responder sobre estos indicadores, previo a presentarlos se indica al encuestado que, para cada uno de los indicadores se debe responder qué tan de acuerdo está con la frase que representa el indicador. La escala utilizada es de 1 a 7 dado que las personas en Chile están familiarizadas con esta escala de calificación desde la época escolar. En este caso el 1 significa “completamente desacuerdo” y el 7 implica “completamente de acuerdo”. Cabe destacar que solo se aceptaron valores enteros entre 1 y 7 para cada uno de los indicadores.

La primera agrupación de indicadores fue entorno a la variable de Percepción de salubridad (PS_i), se consideraron los indicadores del 1 a 4. Estos indicadores buscan captar principalmente el distanciamiento social en el transporte público y el temor de los usuarios por contagiarse al usar este modo de transporte. Esta variable latente busca incorporar la opinión que tienen las personas sobre las condiciones sanitarias del transporte público esto dado que, como se mencionó anteriormente, existe una tendencia a considerar al transporte masivo como riesgoso por no respetar en todos los casos el distanciamiento social en un contexto pandémico.

El segundo grupo de indicadores están relacionados a las conductas de higiene (CH_i) que las personas mantienen para prevenir contagiarse de coronavirus. A diferencia de la variable anterior, en este caso se considera de manera general las conductas de higiene y no solo al momento de usar transporte público. Los indicadores considerados en esta agrupación son los del 5 al 9. Dentro de los indicadores el 6 y 7 hacen referencia a conductas que fueron tomadas por la población, pero fue comprobado que no eran acciones efectivas para prevenir el contagio, de todas maneras, son parte de las medidas tomas por la gente preocupada para prevenir contagios.

El último grupo de indicadores hace referencia a la aversión al hacinamiento (AH_i), por tanto, se consideran indicadores que hace referencia a la importancia que le dan las personas a viajar en condiciones de hacinamiento en la pandemia. Cabe destacar que, para estos indicadores se indicaba a los encuestados que antes de responder estos indicadores en cuestión debían considerar el escenario hipotético de que el siguiente viaje lo deberían realizar si o si en transporte público. Esto se incluyó para contextualizar a las personas que no usan transporte público o no tienen pensado usarlo en el corto ni mediano plazo.

Tabla 3-2: Indicadores de percepción

	Indicador	Variable latente
PS_1	-Creo que se cumple el distanciamiento social en las micros del Transantiago y en los vagones del Metro.	Percepción de salubridad
PS_2	-Si en las micros del Transantiago y vagones del Metro se cumpliera con el distanciamiento social me sentiría más seguro, es decir, con menos probabilidades de contagiarme COVID-19.	
PS_3	-Siento temor de contagiarme al usar transporte público.	
PS_4	-Creo que las autoridades han tomado suficientes medidas sanitarias respecto al transporte público.	
CH_1	-Para disminuir las probabilidades de contagiarme evito ir a restaurantes o tiendas de <i>retail</i> .	Conductas de higiene
CH_2	-Suelo desinfectar mi ropa y zapatos al llegar a mi casa.	
CH_3	-Suelo desinfectar los objetos que llegan o llevo a mi casa.	
CH_4	-Me preocupa que la gente no use mascarillas en lugares públicos.	
CH_5	-Suelo llevar conmigo alcohol gel al salir de mi casa.	
AH_1	-Organizaré mi viaje para evitar aglomeraciones en la micro/Metro (ejemplo: saldré más temprano de casa, revisaré alternativas de ruta que están menos aglomeradas).	Aversión al hacinamiento
AH_2	-Trataré de tomar la primera micro/metro que pase sin importar cuán llena/o esté.	
AH_3	-Con tal de poder viajar sentado estoy dispuesto a dejar pasar micros/metros sin asientos desocupados.	

Fuente: Elaboración propia

3.1.3 Caracterización socioeconómica

Para identificar efectos de características socioeconómicas de las personas en las elecciones modales o como variables para explicar percepciones, se deben incluir dentro del diseño preguntas que luego permitan asociarles variaciones a un determinado perfil de personas. En este caso se incluyeron 8 preguntas ligadas a lo económico y demográfico:

- i. Ingreso del hogar: Se presentó rangos de ingreso que aumentaban en tramos de 200.000 pesos hasta un máximo de 3 millones. Esta variable tiene la posibilidad de ser incluida como ingreso per cápita o categorías de ingreso (bajo, medio y alto).
- ii. Tamaño del hogar: Esta respuesta considera al encuestado dentro del número de integrantes a reportar. Esta variable permite determinar el ingreso per cápita de un hogar.
- iii. Cantidad de bicicletas en el hogar: Las respuestas aceptadas iban de 0 a 10 o más bicicletas. Este dato también permite en la modelación saber si la persona tenía o disponibles bicicletas en el hogar como modo de transporte.
- iv. Cantidad de automóviles en el hogar: Las respuestas aceptadas iban de 0 a 5 o más autos. Este dato también permite en la modelación saber si la persona tenía disponibles autos en el hogar.
- v. Edad del encuestado: Esta variable permitirá categorizar a los encuestados en niveles etarios como jóvenes, adultos y adultos mayores.
- vi. Sexo del encuestado: Esta variable permitirá analizar posibles diferencias en las percepciones entre hombres y mujeres,
- vii. Mayor nivel educacional del encuestado: Usualmente puede estar asociado al nivel socioeconómico, pero además permite vincular percepciones con el nivel de educación que tiene la persona, sobre todo en la percepción de salubridad.
- viii. Cantidad de personas en riesgo, respecto al COVID-19, en el hogar: Para esta pregunta a las personas no se les entregó la definición o elementos que

convierten a una persona en riesgosa respecto al COVID-19, esto para captar lo que el encuestado considera como personas de riesgo y no lo que realmente es. Esto permite registrar una percepción más que un dato, es decir, que la persona puede ver influencia sus decisiones de movilidad por la cantidad de personas de riesgo que ella cree que tienen en el hogar.

3.2 Difusión de la encuesta

Respecto a la difusión de la encuesta, se debe considerar que esta investigación se llevó a cabo en la pandemia del COVID-19 y, por tanto, no existían las condiciones sanitarias para realizar procesos de encuestas presenciales. Dado esto, se decidió realizar la aplicación de la encuesta mediante la difusión por medio del pago de publicidad en la red social Facebook.

Dentro de las ventajas que existen por utilizar la publicidad de Facebook es la posibilidad de definir el espacio geográfico en el que se difundirá la encuesta. En este caso, se seleccionó la zona del Gran Santiago y la población mayor de 18 años.

La difusión de la encuesta se llevó a cabo durante dos cortes temporales, el primero en el mes de noviembre del año 2020 y el segundo en el mes de abril del año 2021. La selección de dos cortes temporales responde al objetivo de captar variaciones de percepción entre dos temporalidades distintas de la pandemia.

En esta línea, se decidió por noviembre del primer año de la pandemia para captar los primeros meses de apertura de comercio y trabajo presencial en la región metropolitana. Asimismo, no se podía aplicar la encuesta en momentos de cuarentenas masivas en la ciudad ya que las personas no están realizando viaje suficientes para que la difusión de la

encuesta sea exitosa y además que se obtendría un sesgo al solo poder encuestar a personas con trabajo esencial, quienes eran los que podían mantener los viajes laborales bajo cuarentenas.

El segundo corte temporal se estableció en abril del segundo año de pandemia, esto debido a que se presenta la segunda alza de contagios en Chile, pero, con la diferencia de que se comenzó el plan de vacunación contra el COVID-19 en febrero de este mismo año y en abril ya se presentaban 8 millones de vacunados (ver Figura 3-2). Dado lo anterior, se plantea que las percepciones y actitud de la población se pueden ver alteradas por la confianza al proceso de vacunación. Adicionalmente, al presentarse una segunda ola de contagios y fallecidos por COVID-19 (ver Figura 3-3 y Figura 3-4) se puede manejar la suposición de un posible desgaste de la población frente a las restricciones de movilidad y sanitarias aplicadas en Chile. Así, estas justificaciones previas se verán reforzadas con el análisis general de las respuestas recopiladas en ambos cortes.

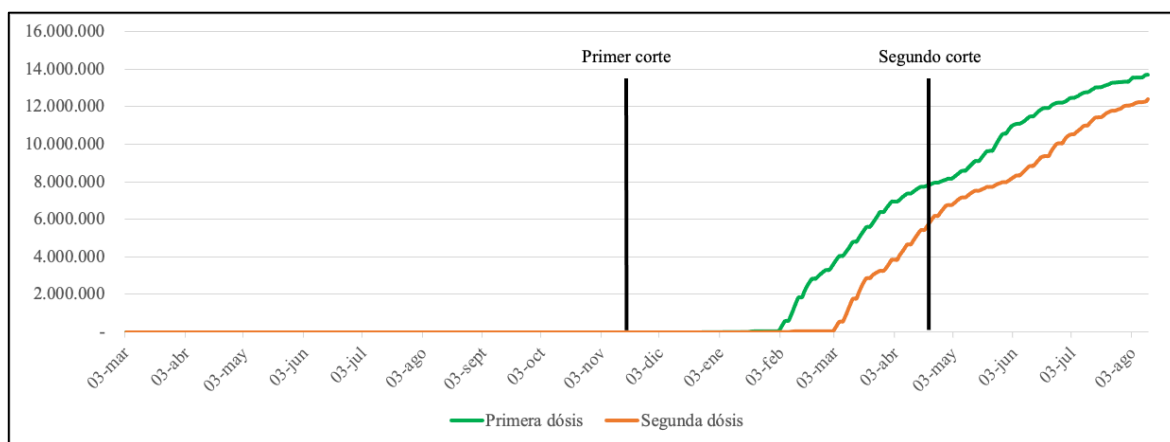


Figura 3-2: Evolución de vacunados de COVID-19 en Chile

Fuente: Elaboración propia

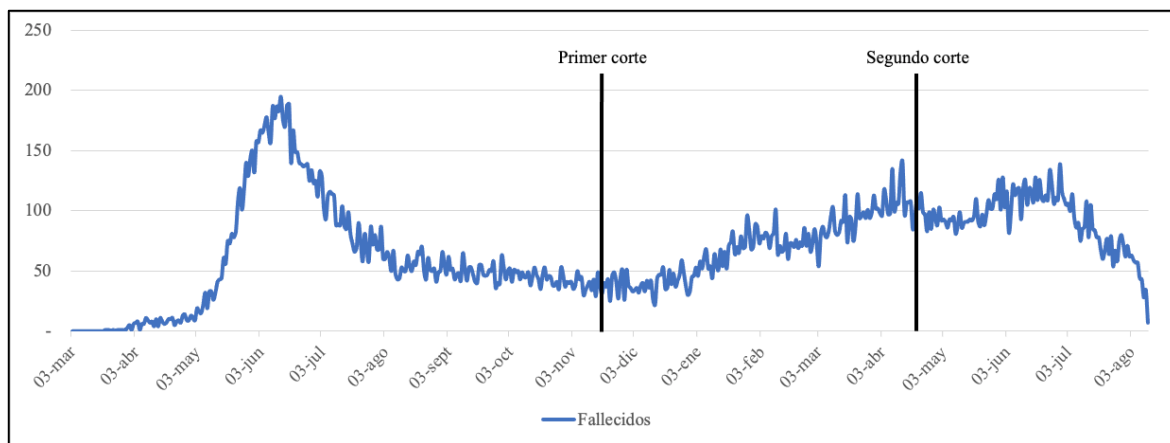


Figura 3-3: Evolución de fallecidos por COVID-19 en Chile

Fuente: Elaboración propia

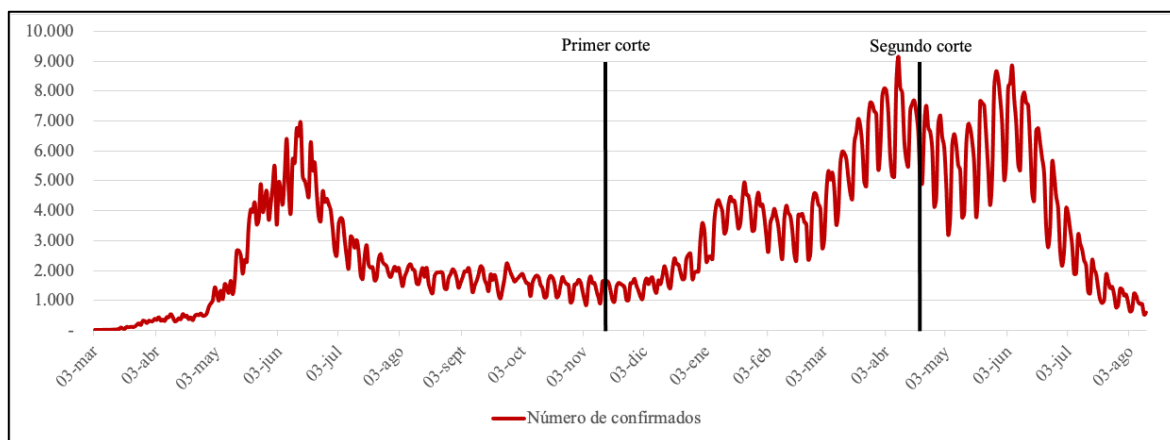


Figura 3-4: Evolución de contagiados por COVID-19 en Chile

Fuente: Elaboración propia

Cabe destacar que, en un comienzo la aplicación de los dos cortes temporales tenía como propósito comparar el año 2020 de inicio de la pandemia con el 2021 con la expectativa de que los casos de coronavirus fueran desapareciendo y que la presencia del coronavirus fuera decayendo. Esto se planteó con la incertidumbre que presenta el curso de esta pandemia y evidentemente el escenario esperado no sucedió y se añadieron nuevos factores como el proceso de vacunación. Sin embargo, esta variación no modificó el propósito de esta investigación.

3.3 Análisis de las respuestas recopiladas

Luego de recopilar todas las respuestas, 714 para el primer corte y 418 para el segundo, se realizó un análisis de los datos. En primer lugar, se analizó la dimensión sociodemográfica para reconocer alguna sub o sobre-representación de algún sector de la población. Asimismo, se realizó un análisis de la partición modal entre ambos cortes. Por último, se analizó las respuestas de los indicadores con la finalidad de comprender posibles cambios de apreciación o percepción entre ambos cortes.

Sobre el tamaño muestral conseguido se esperaba al menos conseguir las respuestas suficientes para cumplir con el teorema central del límite, lo que implica tener al menos 30 respuestas para cada parámetro a estimar (Orozco & Sánchez, 2017). En este caso, se requeriría de al menos 300 respuestas considerando para cada muestreo una constante modal para cada modo, un parámetro para cada atributo (costo, tiempo de viaje, tiempo de espera, tiempo de caminata) y un parámetro asociado a la variable latente. Dado lo anterior, se puede afirmar que los muestreos cumplen con el tamaño muestral deseado.

La depuración de las respuestas consistió en primera instancia validar los pares origen-destinos indicados por las personas a la hora de caracterizar sus viajes. Uno de los casos desechados de la base de datos fue que el origen (o destino) correspondía a coordenadas fuera de la ciudad de Santiago. Asimismo, si el origen y el destino eran iguales también correspondía eliminar esas respuestas dado que afectaría la modelación al plantear viajes de un punto hacia el mismo punto.

3.3.1 Distribuciones sociodemográficas

Es importante analizar la distribución de las respuestas obtenidas para reconocer posibles errores, discrepancias o anomalías que deben ser reconocidas. En este caso, se realizó un análisis de las concentraciones de las respuestas en términos de sexo y edad de las personas que respondieron la encuesta. Respecto al primer corte, en la Figura 3-5 se puede observar que existe una sobrerrepresentación de las mujeres ya que concentran el 65% de las respuestas, sin embargo, en la población de la región metropolitana solo concentran el 52% (MDS, 2017). Asimismo, se puede notar que existe una sobre-representación de los rangos de edad superiores 40 años.

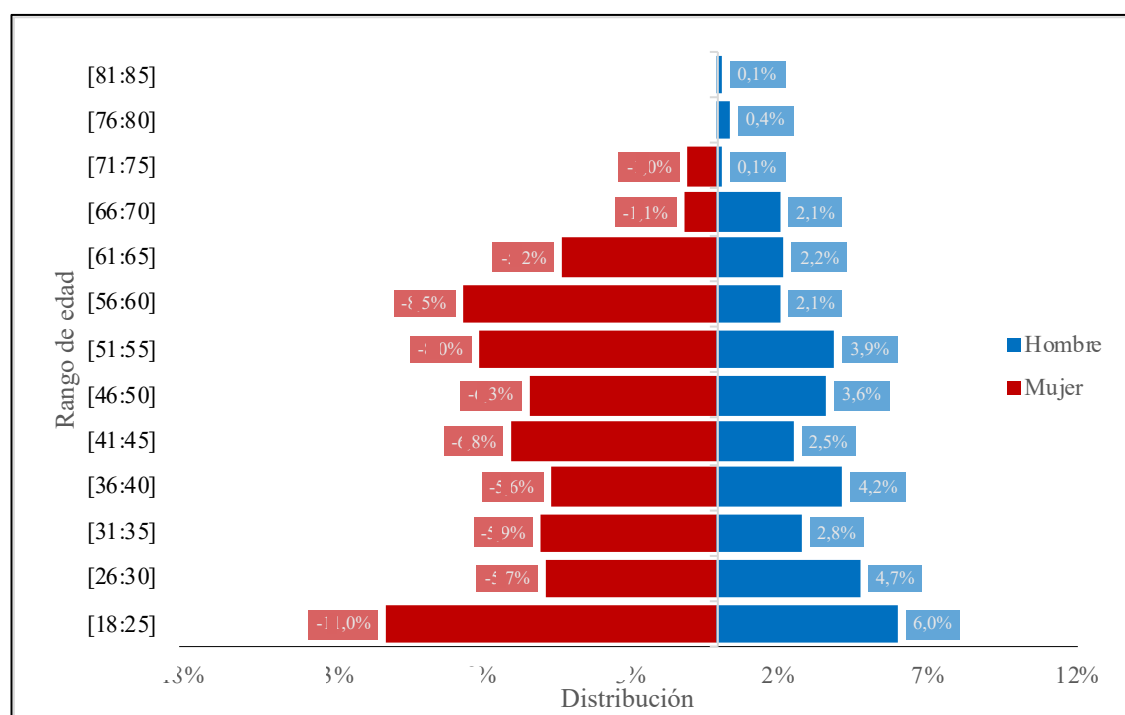


Figura 3-5: Distribución de edad y sexo del primer corte

Fuente: Elaboración propia

En la misma línea con lo anterior, se puede analizar la distribución de sexo y edad para el segundo corte de datos. En este caso, la concentración del grupo etario adulto, sobre 40

años, sigue concentrando la mayoría de las respuestas. Lo mismo sucede con la concentración de respuestas por parte de las mujeres.

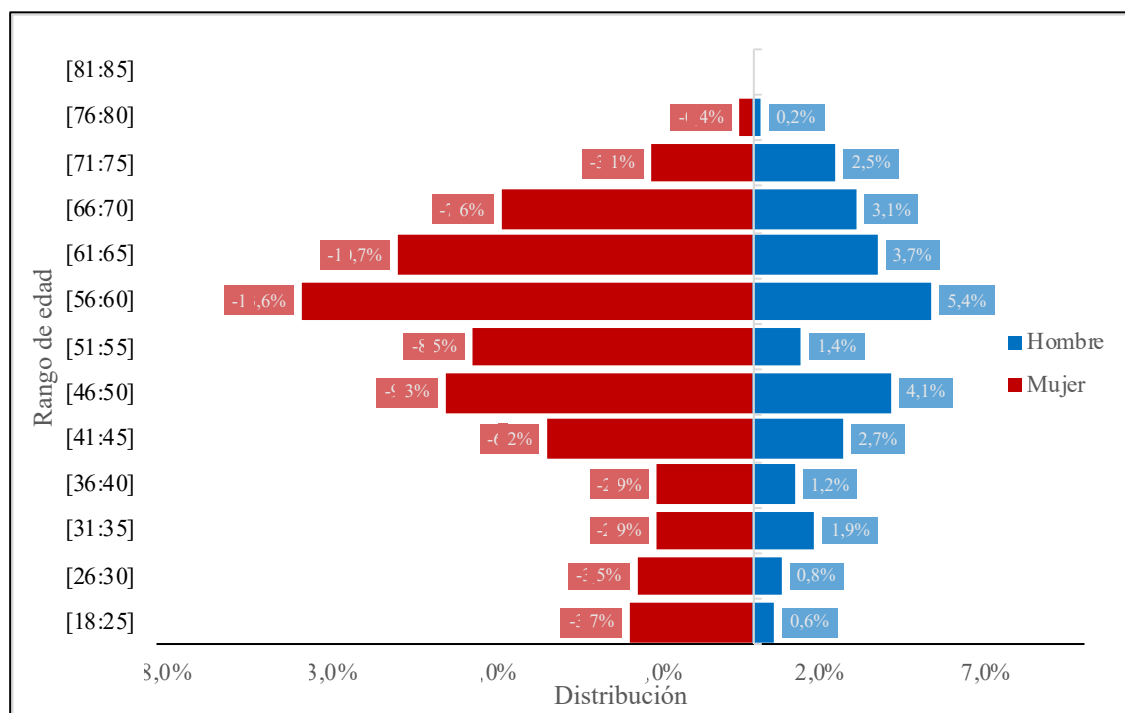


Figura 3-6: Distribución de edad y sexo del segundo corte

Fuente: Elaboración propia

Ahora, si se observa la Tabla 3-3 se puede notar que, en comparación a la CASEN 2017 (MDS, 2017), existe una sobrerrepresentación de los grupos etarios sobre 40 años la que se intensifica en el segundo corte de datos. Al mismo tiempo, existe una subrepresentación de los grupos etarios menores a 35 años y nuevamente se intensifica para el caso del segundo corte de datos.

Tabla 3-3: Distribución etaria de respuestas

Rango de edad	Casen 2017	1 ° Corte	2 ° Corte
[18:25]	18,4%	17,3%	4,6%
[26:30]	13,7%	10,7%	4,6%
[31:35]	10,6%	8,8%	5,1%
[36:40]	9,5%	9,9%	4,4%
[41:45]	8,6%	9,5%	9,5%
[46:50]	8,5%	10,1%	14,3%
[51:55]	8,8%	12,1%	10,5%
[56:60]	8,4%	10,8%	20,2%
[61:65]	6,7%	7,5%	15,4%
[66:70]	6,7%	3,3%	11,4%
Total	100,0%	100,0%	100,0%

Fuente: Elaboración propia

Teniendo en consideración lo anteriormente expuesto, es importante incorporar correcciones a la modelación para estimar modelos que no presenten un sesgo dado por el muestreo de los datos. En esta línea, se estimaron factores de corrección por medio de un proceso iterativo de factores de balanceo como Furness (1975) que es un algoritmo proporcional, en este caso se aplicó para encontrar un factor que corrija tanto la proporción de sexo como de edad.

Adicional al análisis etario, se determinó la distribución geográfica de las respuestas. Para analizar la concentración espacial de las personas encuestadas se asumió la comuna de origen, que reportaron en la encuesta, es la comuna de residencia. Dado el supuesto anterior se puede observar en la Figura 3-7 como la concentración de las respuestas en las comunas de Santiago se asimilaran a la distribución poblacional del CENSO 2017 (INE, 2017).

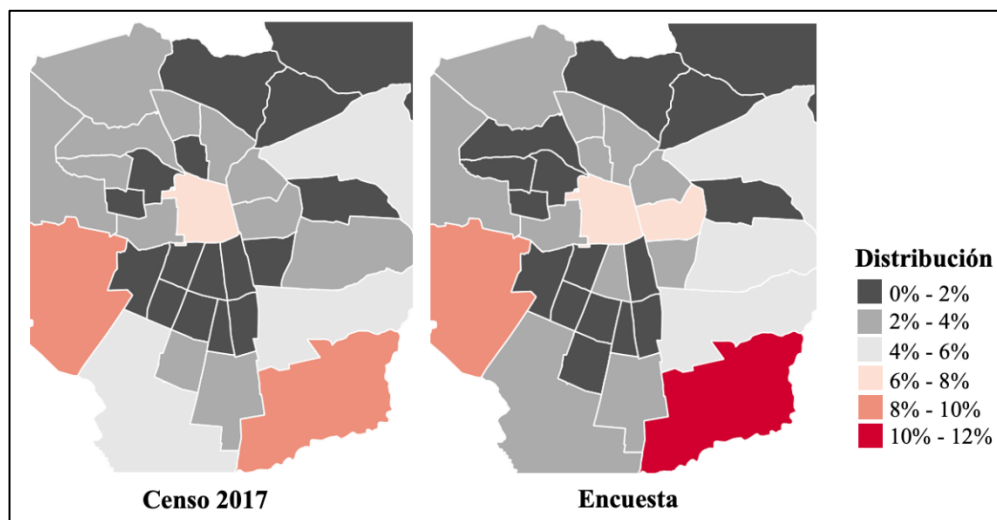


Figura 3-7: Distribución de las respuestas por comuna

Fuente: Elaboración propia

3.3.2 Distribución modal

Otro elemento para tener en consideración, y así evitar sesgo en la modelación, es la partición modal de cada uno de los cortes de la aplicación de la encuesta. En la Figura 3-8 se presentan las particiones modales de cada uno de los cortes, en ambos casos el transporte público es el modo predominante junto al automóvil. La caminata presenta un porcentaje bajo teniendo en cuenta que en la Encuesta de Origen y Destino del 2012 (EOD 2012) la partición de la caminata es de un 34,5%, esto se explica porque la EOD 2012 (SECTRA, 2015) abarca todos los viajes realizados por la muestra, en este caso se preguntó específicamente por el viaje más común, lo que puede implicar que las personas respondan viajes frecuentes como laborales. En esta misma línea, se puede dar posibilidad de que en cierta medida las personas no consideren los viajes en caminata como viajes propiamente tal.

En este caso no se optó por estimar un factor de corrección para corregir la base de datos con una partición modal de la población entregada por la EOD 2012, esto porque la

encuesta EOD 2012 se aplicó 9 años atrás y por tanto, en cierta medida está obsoleta en términos de partición modal. Además, al usar la EOD 2012 como partición modal objetivo se corregiría con una partición de situación no pandémica, pasando por alto lo que se plantea justamente en este trabajo, que la movilidad y las percepciones han cambiado. Sin embargo, dentro de la modelación se considerará las diferencias de partición modal entre ambos cortes con el uso de constantes modales diferentes.

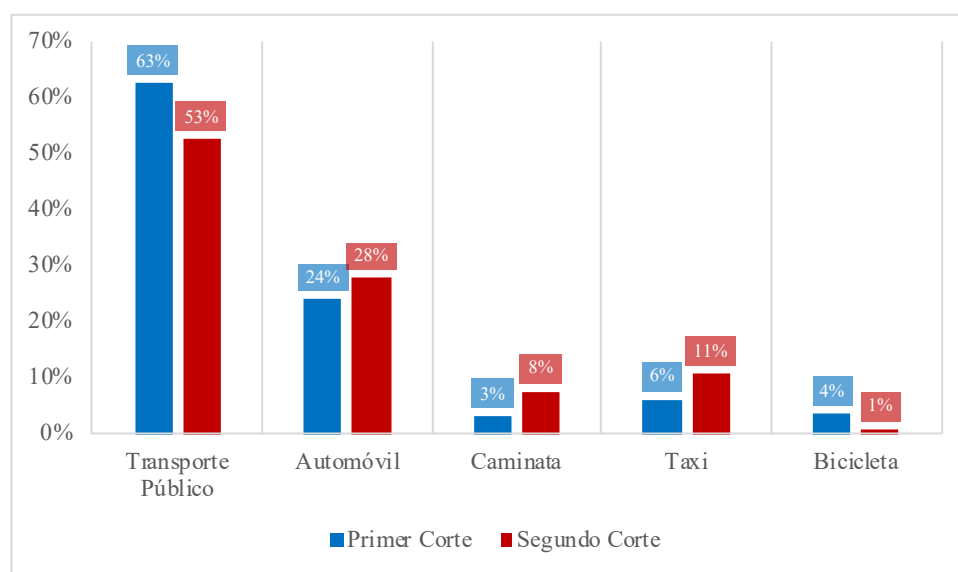


Figura 3-8: Partición modal en cada corte

Fuente: Elaboración propia

3.3.3 Diferencias en los indicadores entre cortes temporales

Se realiza un análisis comparativo entre las respuestas a los indicadores de percepción entre el primer corte y el segundo. Esto, con la finalidad de identificar cambios significativos entre ambos grupos para algún indicador o grupo de indicadores. Esto se plantea en base a las diferencias contextuales en las que se aplica la encuesta.

Por un lado, las variaciones en los contagios y muertes por COVID-19, presentados en la sección anterior, podrían implicar cambios conductuales y perceptivos de las personas, que a su vez, afecten las elecciones modales. Esto puede implicar un incremento en las conductas higiénicas de las personas, como también un aumento en la percepción negativa de viajar en transporte público en pandemia. Sin embargo, podría pasar completamente lo contrario, es decir, existe un relajo de las personas frente a los hábitos de la pandemia.

Por otro lado, se aplica el segundo corte de la encuesta a 14 meses de haber comenzado la pandemia en Chile. Esto puede incluir un posible desgaste de las personas frente a las restricciones sanitarias como el toque de queda y cuarentenas. Así, este desgaste se pudo haber transformado en la reducción de conductas de higiene, percepciones negativas de la salubridad del transporte público o también, una reducción de los indicadores de aversión del hacinamiento.

Para llevar a cabo el análisis se decidió por analizar las diferencias en la distribución de respuestas de cada nota entre los dos cortes. De esta manera, en la Tabla 3-4 se presentan las diferencias netas entre los porcentajes de concentración de cada rango de notas. Por tanto, para el caso del primer indicador de la variable de salubridad se tiene que el rango de notas [1-2] se concentra 8,3% más en el corte dos que en el uno.

Tabla 3-4: Variación de respuestas de indicadores

Variable latente	Indicador	Nota		
		[1-2]	[3-5]	[6-7]
Percepción de salubridad	PS_1	8,3%	-6,5%	-1,7%
	PS_2	0,6%	-2,2%	1,6%
	PS_3	-1,3%	-1,8%	3,0%
	PS_4	14,9%	-13,9%	-1,1%
Conducta de higiene	CH_1	-1,2%	-10,0%	11,2%
	CH_2	3,4%	2,3%	-5,7%
	CH_3	3,0%	-0,4%	-2,7%
	CH_4	0,1%	-3,9%	3,7%
	CH_5	1,2%	-5,2%	4,1%
Aversión al hacinamiento	AH_1	1,3%	-0,8%	-0,5%
	AH_2	4,5%	-2,1%	-2,3%
	AH_3	-0,6%	-3,9%	4,5%

Fuente: Elaboración propia

En términos generales las variaciones son bajas a excepción de algunas. Así, una de las variaciones más importantes es en las notas [1-2] del indicador PS_1 (Cumplimiento del distanciamiento social en transporte público), por tanto, las personas en el segundo corte creen más que no se cumple el distanciamiento social.

La segunda variación positiva importante es en el indicador PS_4 en las notas [1-2]. Es decir, en el corte temporal dos hay una mayor concentración respecto a que las autoridades no han tomado las suficientes medidas sanitarias para combatir los contagios en transporte público. Esta sensación puede estar relacionada a la presencia de mayores casos activos de COVID-19 en la población, junto con la disminución del teletrabajo de 25% en septiembre del 2020 a un 22% en mayo del 2021 (INE, 2020, 2021), y la disminución personas con contratos suspendidos de un 34% a un 25% entre las mismas fechas (INE,

2020, 2021). Lo anterior genera un aumento de las actividades laborales presenciales y un posible aumento de la movilidad analizada a continuación.

Respecto a los cambios de movilidad, si comparamos los viajes reportados en Metro entre el mes de noviembre 2020 y abril 2021 se esperaría observar un alza en los viajes dado que la actividad laboral presencial ha aumentado, sin embargo, ocurre justamente lo contrario con una disminución de un 20% (INE, 2021b). Pero en este caso se debe comparar el mes de mayo del 2021 con la movilidad observada en junio del 2020, ya que en ambos meses la cantidad de casos de contagios son similares (Figura 3-4). Al comparar estos meses se obtiene un aumento de un 300% en los viajes en Metro para el mes de mayo 2021. Esto demuestra que, para un escenario de contagios similar se ha desarrollado una movilidad mayor. Esto se podría relaciona con la variación de las notas asignadas al indicador PS_4 debido a que, a mayores viajes en condiciones de picos de contagios y aumento del trabajo presencial se podría percibir mayor aglomeración en el transporte público y consigo una percepción negativa de las medidas que se han tomado para prevenirlo.

La tercera variación positiva relevante es respecto a los indicadores CH_2 y CH_3 en las notas [1-2]. En este caso los encuestados del segundo corte reportan desinfectar menos sus objetos y ropas al volver a casa. Esto es contradictorio si se piensa que los casos activos en la segunda ola de contagios son mayores que lo ocurrido en el primer corte temporal, pero hay que tener en cuenta que se demostró que la limpieza de la ropa y de objetos al llegar a la casa no eran la acción más afectiva para prevenir el contagio.

La anterior variación se contrasta con la del indicador CH_5 , en este caso aumentó la concentración de las notas [6-7] en un 4,1%, lo que implica que las personas del segundo corte traen consigo alcohol gel con mayor frecuencia que las del primer corte. Por tanto, ha aumentado el comportamiento de cuidado respecto a esta acción, que a diferencia de la desinfección si es reconocido el lavado de manos como una acción efectiva para prevenir el contagio.

Respecto a los indicadores de la variable latente de aversión al hacinamiento, hay dos variaciones relevantes. Por un lado, el indicador AH_2 aumenta la concentración de las respuestas de notas [1-2], lo que implica que las personas del segundo corte están más desacuerdo con tomar el primer bus/metro que pase por la parada sin considerar cuán lleno están. Por otro lado, hay un aumento de la concentración de las notas [6-7], lo que implica que las personas del segundo corte están más dispuesta a dejar pasar buses/metro para esperar otro más vacío.

En síntesis, al comparar las respuestas de ambos cortes se pueden destacar algunas diferencias porcentuales en la concentración de notas. De estas diferencias se destaca que los encuestados en el segundo corte son más estrictos sobre la salubridad en el transporte público como en el hacinamiento en este mismo. Asimismo, los del segundo corte demostraron aumentar el uso del alcohol gel que es un comportamiento de higiene en el contexto pandémico.

Cabe destacar que las variaciones planteadas previamente, en torno a las respuestas de los indicadores, no son concluyentes respecto al impacto que tienen las variables latentes en la elección modal, esto se verá directamente al estimar el modelo híbrido de elección discreta. Asimismo, en la sección 5.1 se analizarán los modelos MIMIC de cada variable latente para poder concluir algún cambio en las magnitudes de los parámetros entre los dos cortes.

4 ESTIMACIÓN DE NIVELES DE SERVICIO

Dado que se aplicó una encuesta de preferencias reveladas es necesario generar los niveles de servicio para cada alternativa y persona que respondió la encuesta. Los parámetros estimados corresponden a los tiempos de viaje, caminata, espera, costo y niveles de hacinamiento.

4.1 Estimación de tiempos

Para la estimación de los tiempos (espera, caminata y viaje) se hizo uso de la Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) de Google Maps Platform. Para el tiempo de viaje del automóvil se tomó directamente el tiempo de viaje reportado por la API para el origen y destino del encuestado junto con el periodo de viaje reportado. Asimismo, se estimó el tiempo de viaje, espera y caminata del transporte público para el mejor itinerario de viaje. De la misma manera, para el caso de la alternativa de caminata se obtuvo directamente el tiempo de caminata desde la API.

Cabe destacar que para el caso del tiempo de espera del transporte público se realizó un ajuste debido a que el tiempo de espera reportado por la API asume el cumplimiento de itinerarios del servicio, por ende, los tiempos de espera están subestimados. Dada esta situación, y que además los primeros modelos estimados reportaban un parámetro doble en magnitud que el tiempo de caminata, se decide por aumentar al doble el tiempo de espera reportado por la API con la finalidad de considerar los intervalos de espera aleatorios ($k = 1$) y no regular ($k = 0,5$) según la Ecuación 4.1 que define el tiempo de espera esperado (Chriqui & Robillard (1975)).

$$\overline{TE} = \frac{k}{\sum_{i \in s} f_i} \quad (4.1.1)$$

Respecto a la bicicleta y su tiempo de viaje, se realizó el supuesto de una velocidad media de viaje de 8 km/hr reportada por la EOD 2012 y se imputó la distancia correspondiente a la alternativa de caminata reportada por la API, con estos dos datos se estimaron los tiempos de viaje. De igual forma para el Taxi se tomó los tiempos de viaje de la alternativa de automóvil entrega por la API, esto implica asumir que ambos modos tienen el mismo desplazamiento en la ciudad. Sin embargo, para el taxi se considera tiempo de espera constante de 5 minutos.

4.2 Estimación de niveles de hacinamiento

Un atributo relevante en este estudio es el hacinamiento, este se estimó mediante información de densidades al interior de los servicios del sistema de buses y la red de metro. Luego esta información generalizada para toda la red se aplicó a cada persona en base al itinerario entregado por la API de Google.

4.2.1 Asignación de hacinamiento en sistema de buses

En específico para el sistema de buses se obtuvo información de la densidad de pasajero por metro cuadrado para cada servicio-sentido-periodo, es decir, para cada recorrido de buses en ambos sentidos por separado y para cada periodo del día se contó con la información de densidades. Esta información fue entregada por el Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM) que basa su metodología en transacciones

registradas por las tarjetas “Bip!” junto con la información de capacidades de los buses y correcciones por evasión.

Contar con esta información permitió asignar la densidad correspondiente al itinerario seleccionado de la API en el periodo correspondiente. Evidentemente, se asume que a lo largo de todo el recorrido del servicio se mantiene la misma densidad, dado que la información cuenta únicamente con ese nivel de desagregación. Para el caso en que un itinerario cuente con el uso de más de un servicio se decidió asignar el valor máximo del conjunto, ya que la experiencia de viaje y la percepción de las personas del nivel de hacinamiento de una alternativa es más relevante el nivel máximo que el promedio.

4.2.2 Asignación de hacinamiento en sistema de Metro

En el caso del sistema de Metro la empresa facilitó la información de las densidades (pax/m²) al interior de los vagones para cada tramo de la red cada 15 minutos. En este caso se cuenta con una información más precisa que la del sistema de buses, lo que puede traer cierta inconsistencia en la estimación final de la densidad para cada respuesta de la encuesta, sin embargo, es el mayor nivel de desagregación que se puede obtener.

Respecto a la asignación de la densidad a las respuestas se tuvo en cuenta el itinerario entregado por la API de google, de esta manera se determinaron las estaciones que recorrerían las personas y asignar la densidad máxima entre todos los tramos de la red que considera el itinerario. Al igual que para la densidad de los buses se optó por asignar la máxima densidad entre todos los tramos de la red utilizados por el itinerario de viaje.

Para los casos en que un mismo itinerario combina el uso de Metro y buses se asignó el promedio ponderado de cada modo por el porcentaje de tiempo de viaje de cada uno

declarado por el itinerario. No se consideró el máximo debido a que puede existir discrepancias en las metodologías entre ambas entidades planificadoras, por tanto, una forma más conservadora de considerar ambas fuentes en ponderándolas.

4.3 Estimación de costo de viaje

Para estimar el costo de viaje del transporte público se hizo uso de la información oficial de tarifas publicadas por DTPM (2021), y estas tarifas dependen de las combinaciones entre buses y Metro junto con el periodo del día en el que se realiza el viaje, todos estos factores fueron considerados para asignar el costo de la alternativa de transporte público.

Para estimar los costos del automóvil se asumió el rendimiento de combustible de uno de los autos más vendidos en los últimos años, este rendimiento es de 15,5 km/lt. Este fue el único factor considerado para el cálculo de viaje, no se incluyó costo de estacionamiento ni pago de autopistas porque no se puede asumir a priori si la persona hará uso de esos servicios en sus viajes.

Respecto al taxi, se consideró una tarifa base de \$300 y una tarifa dinámica de \$130 por cada 60 segundos de viaje¹. Esto se aplicó a los tiempos de viaje reportados para el automóvil según la API. Por último, respecto a la bicicleta, se consideró como costo el mantenimiento, en este caso se asumió un gasto mensual de \$5.000 que luego se dividió por los kilómetros que un usuario de la bicicleta haría mensualmente al utilizarla todos los días para realizar un viaje de 8km de ida y vuelta. Con esto se obtuvo un costo por kilómetro recorrido que luego se utiliza para determinar el costo de viaje de esta alternativa.

¹ Información de tarifas extraídas de la empresa Cabify, disponible en: <https://cabify.com/cl/santiago/cabify-taxi-corp/tarifas>

4.4 Disponibilidad de alternativas

Para definir las alternativas disponibles para cada persona se asignó la disponibilidad de la alternativa de transporte público, taxi y caminata para todas las personas ya que no presentan restricciones de uso. En cambio, para el automóvil se asignó disponibilidad si la persona respondió que su hogar contaba con más de cero autos, de la misma manera se asignó la disponibilidad de la bicicleta si el hogar contaba con bicicletas.

5 MODELACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección se presentan los principales modelos MIMIC estimados para cada variable latente por separada, esto con la finalidad de identificar diferencias entre ambos cortes temporales en lo que respecta a la significancia y signos de los parámetros de las ecuaciones estructurales y de medición. Junto a lo anterior, se presenta la estructura y estimación del modelo híbrido de la elección discreta junto con un análisis de utilidades en distintos escenarios y tasas marginales de sustitución. Por último, se expone una comparación de los resultados con estudios pre-pandémicos.

5.1 Estimación de modelos MIMIC

Previo a la estimación de los modelos híbridos se estimaron los modelos MIMIC por separado con la finalidad de analizar posibles tendencias entre los dos cortes y verificar que los indicadores expliquen de manera correcta y significativa las variables latentes. En esta sección se presentarán los modelos MIMIC estimados para cada variable latente, es decir, se presentan los parámetros estimados para las ecuaciones estructurales y de medición.

En primer lugar, se presenta en la Tabla 5-1 el modelo MIMIC para la variable latente de salubridad y para la ecuación estructural se consideraron tres atributos sociodemográficos contenidos en tres variables binarias; una variable llamada α_{Joven} que define si la persona es o no menor de 35 años; una variable llamada α_{Sexo} que define si la persona es mujer o no, y el tercer atributo corresponde a si en el hogar viven o no personas de riesgo α_{N_Riesgo} .

Respecto a los parámetros estimados para la ecuación estructural, se puede notar diferencias entre un corte y otro. Así, para el primer corte todos los parámetros son significativos en cambio para el segundo corte solo el atributo de sexo es significativo para explicar la variable de salubridad. Sobre los signos de los parámetros, se tiene que las personas jóvenes, mujeres y con personas de riesgo en el hogar son quienes tienen una peor percepción de la salubridad del transporte público.

Respecto a la ecuación de medición se puede ver que para ambos cortes de la encuesta los parámetros asociados a los indicadores son significativos y mantienen los mismos signos. Es importante notar que, para este caso se fijó en 1 el parámetro asociado al indicador PS_1 que hace referencia a si la persona está de acuerdo con que se cumple el distanciamiento social en el transporte público.

Así, para el parámetro asociado al indicador PS_3 se espera un signo igual al parámetro fijo ya que una persona que cree que se han tomado suficientes medidas también tendrá una apreciación positiva de la salubridad del transporte público. Caso contrario es el parámetro asociado al indicador PS_4 ya que una persona que tiene miedo de contagiarse de COVID-19 al usar transporte público entonces tendrá una percepción negativa de la salubridad de este mismo.

Tabla 5-1: MIMIC de la variable latente percepción de salubridad

		1º Corte		2º Corte	
		Valor	Significancia	Valor	Significancia
Estructural	ASC_{PS}	-2,16	-8,17	-3,06	-6,81
	Ec. α_{Joven}	-0,54	-2,31	-0,66	-1,45
	α_{Sexo}	-0,72	-3,22	-0,82	-2,59
	α_{N_Riesgo}	-0,13	-2,16	-0,05	-0,67
Medición	$\gamma_{PS_1}^*$	1,00	-	1,00	-
	Ec. γ_{PS_2}	-0,25	-6,05	-0,21	-5,83
	γ_{PS_3}	0,60	10,41	0,63	8,17
	γ_{PS_4}	-0,32	-6,78	-0,30	-6,73
	Desv. Std.	2,05	7,20	-2,50	-6,86

*Parámetro fijo

Fuente: Elaboración propia

En segundo lugar, se estimó el MIMIC para la variable latente de comportamientos de higiene, respecto a la ecuación estructural de la variable anterior en este caso se añadió la variable de Ingreso per cápita. Al analizar los resultados de la Tabla 5-2 se puede notar que los signos entre ambos cortes se mantienen, pero no la significancia, por ejemplo, la presencia de personas de riesgo en el hogar pasa de ser poco significativa en el primer corte a significativa sobre 85% en el segundo corte. Caso contrario es la variable de Ingreso alto (α_{IA}) que pasa de ser significativa a no significativa. Esto quiere decir que, entre los cortes temporales existen diferencias a la hora de explicar los comportamientos de higiene.

Sobre los signos de la ecuación estructural se puede observar que ser mujer y tener personas de riesgo en el hogar implica un mayor comportamiento higiénico en el contexto pandémico. Asimismo, ser joven y ser del ingreso alto implica una menor cantidad de comportamientos higiénicos descritos en los indicadores de la Tabla 3-2.

Ahora, respecto a la ecuación de medición, se fijó en 1 el parámetro asociado al indicador CH_4 sobre el uso de alcohol gel, por tanto, es consistente que los parámetros asociados a los indicadores de desinfección y evitar ir a tiendas presenten el mismo signo.

Tabla 5-2: MIMIC de la variable latente comportamientos de higiene

		1° Corte		2° Corte	
		Valor	Significancia	Valor	Significancia
Ec. Estructural	ASC_{CH}	1,83	7,77	2,04	4,06
	α_{Joven}	-0,45	-2,16	-0,96	-1,85
	α_{Sexo}	0,35	1,81	1,26	3,27
	α_{N_Riesgo}	0,06	1,54	0,16	1,79
	α_{IA}	-0,79	-3,13	-0,48	-1,31
Ec. Medición	$\gamma_{CH_5}^*$	1,00	-	1,00	-
	γ_{CH_3}	2,11	7,50	0,66	4,03
	γ_{CH_2}	1,52	9,56	0,58	4,19
	γ_{CH_1}	0,58	10,97	0,44	6,09
	Desv. Std.	2,10	14,02	-2,69	-7,37

*Parámetro fijo

Fuente: Elaboración propia

Por último, se presenta el modelo MIMIC para la variable de aversión al hacinamiento (ver Tabla 5-3) en la que se presenta una ecuación estructural con dos parámetros relacionados a las variables binarias de Joven y Sexo. Respecto a la ecuación de medición, se fijó el parámetro del indicador AH_4 , es decir el respectivo a organizar el viaje para evitar altos niveles de hacinamiento. Dado lo anterior, los signos esperados para el parámetro del indicador AH_2 es negativo ya que, expresa lo contrario que el parámetro fijo. Así, el signo esperado para el indicador AH_3 es positivo ya que presenta la acción de dejar pasar

buses/metros llenos para esperar una más vacío, por tanto, expresa la aversión al hacinamiento al igual que el AH_1 .

En este caso, y dada la interpretación de la variable latente, las personas mayores a 35 años y de sexo mujer son aquellas que son más aversas al hacinamiento independiente del corte temporal. Esto quiere decir que, a pesar de existir algunas modificaciones en la concentración de las notas asociadas a los indicadores entre los dos cortes no se genera un cambio significativo entre las ecuaciones estructurales que explican la variable.

Tabla 5-3: MIMIC de la variable latente aversión al hacinamiento

		1° Corte		2° Corte	
		Valor	Significancia	Valor	Significancia
Ec. Estructural	ASC_{AH}	1,65	6,12	1,34	5,46
	α_{Joven}	-0,37	-1,94	-0,57	-1,62
	α_{Sexo}	0,23	1,32	0,61	2,67
Ec. Medición	γ_{AH_2}	-0,28	-4,11	-0,43	-5,12
	γ_{AH_3}	0,17	4,41	0,23	4,75
	$\gamma_{AH_1}^*$	1,00	-	1,00	-
	Desv. Std.	-1,29	-3,21	-1,39	-4,50

*Parámetro fijo

Fuente: Elaboración propia

5.2 Estimación de modelo híbrido

Luego de definir los modelos MIMIC para cada posible variable latente, se incorporan estos modelos al modelo de elección. Así, se estimaron los modelos híbridos por medio de Biogeme (Bierlaire & Fethiarison, 2009). que considera una estimación simultánea del modelo MIMIC con el modelo de elección.

La primera decisión a tener en cuenta a la hora de modelar fue determinar cómo se incorporarían las dos muestras realizadas en distintos cortes temporales. Existen dos alternativas, una de ellas es combinar las respuestas y tratarlas como una única muestra grande. La otra alternativa, y la más consistente con el objetivo de esta investigación, es diferenciar alguno de los parámetros (o todos) entre el primer corte con el segundo corte de datos.

Dado lo anterior, se optó por estimar de manera tal de diferenciar parámetros entre ambos cortes. En una primera instancia se estimaron modelos completamente independientes para cada corte, de esta manera se pueden reconocer diferencias entre los dos. A pesar de esperar que las tres variables latentes resultaran significativas, dado los resultados presentados en la sección 5.1, únicamente la variable latente de aversión al hacinamiento presentó un efecto significativo en la elección modal solo para modelos que consideran únicamente las respuestas del primer corte temporal.

Es importante tener en cuenta que se presentó los MIMIC respectivos que justificaban que los indicadores escogidos presentan una agrupación correcta y los MIMIC, en específico, justifican que las variables de las ecuaciones estructurales explican correctamente la variable latente. Evidentemente, a pesar de lo anteriormente presentado no se asegura que la variable latente tenga un efecto significativo o correcto sobre la elección modal.

Dentro de las primeras conclusiones obtenidas de este proceso de modelación se encuentra que para el segundo corte la variable latente de aversión al hacinamiento no presenta significancia, en cambio en el primer corte sí. Esto se puede interpretar como un cambio en las percepciones de las personas entre el mes de noviembre 2020 y el de abril del 2021.

Respecto al resto de parámetros, entre los modelos de ambos cortes no se presentan diferencias en las significancias de los tiempos de espera, tiempos de caminata y costo. Por tanto, surge la posibilidad de estimar un modelo conjunto de ambos cortes, pero diferenciando únicamente el parámetro de la aversión al hacinamiento.

Adicionalmente, se debe no solo diferenciar entre cortes temporales la incorporación de la variable latente sino también, y como se mencionó en la sección 3.3.2, se debe diferenciar las constantes modales dado que las muestras presentan particiones modales diferentes.

5.2.1 Especificación del modelo

Antes de analizar la especificación final del modelo híbrido, en la Tabla 5-4 se presentan las variables utilizadas en la modelación y sus significados.

Tabla 5-4: Variables utilizadas

Variables	Descripción
<i>Joven</i>	Igual a 1 si la persona es menor a 35 años y 0 en otro caso
<i>IA</i>	Igual a 1 si la persona pertenece al nivel de ingreso alto (33% superior)
<i>Mujer</i>	Igual a 1 si es mujer 0 en otro caso
<i>Riesgo</i>	Igual a 1 si hay personas de riesgo en el hogar y 0 en otro caso
TV_i	Tiempo (min) de viaje de la alternativa
TC_i	Tiempo (min) de caminata de la alternativa
TE_i	Tiempo (min) de espera de la alternativa
<i>Densidad</i>	Densidad (pax/m ²) del transporte público
<i>AH</i>	Valor de la variable latente aversión al hacinamiento
C_1	Igual a 1 si la respuesta corresponde al primer corte temporal 0 en otro caso
C_2	Igual a 1 si la respuesta corresponde al segundo corte temporal 0 en otro caso

Fuente: Elaboración propia

El tiempo de viaje es una de las principales variables consideradas en este estudio y la incorporación de esta variable en la modelación considera una transformación no lineal correspondiente al logaritmo del tiempo de viaje. En una primera instancia se estimaron modelos considerando una transformada de Box-Cox sobre el tiempo de viaje, pero independiente de la estructura considerada el parámetro lambda (respectivo de la transformada de Box-Cox) tomaba valores cercanos a cero. Esto implica un caso particular de la transformada correspondiente a una transformación logarítmica.

Es importante presentar cuál interacción de la variable latente resultó significativa, en este caso la estructura considera un efecto de la aversión al hacinamiento sobre la percepción del tiempo de viaje para el primer corte temporal. En la Ecuación 5.2.1 se presenta la interacción de la variable latente sobre el tiempo de viaje. Solo se presenta la interacción para la función de utilidad del transporte público dado que la aversión al hacinamiento está relacionada justamente a la densidad de pasajeros presentes en esta alternativa modal.

El efecto sobre el tiempo de viaje no solo depende de la variable latente, sino también con el nivel de densidad y el parámetro asociado a este efecto conjunto del tiempo, aversión

al hacinamiento y densidad es β_{AH} . Por tanto, dado que el parámetro de la variable latente agrupa el efecto del tiempo de viaje, se espera que presente un signo negativo en el modelo estimado.

$$\begin{aligned}
 V_{TP} = & ASC_{C1_{TP}} \cdot C_1 + ASC_{C2_{TP}} \cdot C_2 + \beta_{TC} \cdot TC_{TP} + \beta_{TE} \cdot TE_{TP} \\
 & + \beta_{AH} \cdot (AH \cdot Densidad) \cdot \log(TV_{TP}) \cdot C_1 \\
 & + C_2 \cdot \log(TV_{TP})
 \end{aligned} \tag{5.2.1}$$

Dado que el primer corte es el único que contendrá el efecto de la aversión al hacinamiento, se considerará el MIMIC construido en la sección anterior. Así en la Ecuación 5.2.2 se presenta la ecuación estructural del modelo MIMIC utilizado para estimar el modelo híbrido. Esta ecuación presenta una constante base y 2 atributos sociodemográficos (sexo y pertenencia al grupo etario de jóvenes).

$$AH = ASC_{AH} + \alpha_{sexo} \cdot Mujer + \alpha_{joven} \cdot Joven \tag{5.2.2}$$

Para los parámetros de la ecuación estructural se espera que los signos cumplan con que las mujeres y la gente no joven sean aquellas personas que maximicen la aversión al hacinamiento. Por un lado, se espera que los adultos tengan mayor cuidado con los viajes con altos niveles de densidad para evitar contagiarse dado que percibe más riesgoso el COVID-19 para aquellas personas de mayor edad. Asimismo, se espera que las mujeres presenten una mayor aversión al hacinamiento dado que se ha demostrado que tienen mayor cuidado con los viajes con densidades altas dado que el viaje en transporte público implica a las mujeres posibilidades de acoso y mayor temor de delincuencia (Gardner et al., 2017, Allen et al., 2019).

A modo de resumen, en la Tabla 5-5 se indican las variables consideradas en las funciones de utilidad de cada alternativa. Cabe destacar que, todas las alternativas consideran el tiempo de viaje con la transformación no lineal de logaritmo.

Respecto al tiempo de caminata, se asignó un parámetro de tiempo de caminata específico para el transporte público, esto implica que el modo caminata y la bicicleta presenten un parámetro de tiempo activo asociado al tiempo de caminata del modo caminata y el tiempo de desplazamiento de la bicicleta. Se decide dividir el tiempo de caminata del transporte público porque representa una naturaleza diferente, de acceso en vez del tiempo completo del viaje. Asimismo, el modo caminata presenta tiempos de caminata mucho mayores porque implica realizar la distancia completa del viaje caminando. Así, se plantea como hipótesis que los parámetros sean estadísticamente distintos e implique las desutilidades generadas por un minuto de caminata cuando el modo principal es transporte público sea diferente a cuando el viaje se realiza enteramente caminando.

Tabla 5-5: Estructura del modelo para cada alternativa

Variable	Parámetro	Alternativa				
		Transporte Público	Automóvil	Caminata	Taxi	Bicicleta
Constante modal	$ASC_{Bicicleta}$	No	No	No	No	Sí
	$ASC_{Caminata}$	No	No	Sí	No	No
	ASC_{TP}	Sí	No	No	No	No
	ASC_{Taxi}	No	No	No	Sí	No
Costo	β_{Costo}	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Tiempo de caminata	β_{TC}	Sí	No	No	No	No
Tiempo Activo	β_{TA}	No	No	Sí	No	Sí
Tiempo de viaje	β_{TV}	No	Sí	No	No	No
Tiempo de espera	β_{TE}	Sí	No	No	Sí	No
Aversión al hacinamiento	β_{AH}	Sí	No	No	No	No

Fuente: Elaboración propia

5.2.2 Modelo estimado

Considerando la especificación expuesta en el punto anterior, se obtienen los parámetros estimados para el modelo de elección y los del modelo MIMIC estimados de manera simultánea mediante la librería de Biogeme (Bierlaire & Fethiarison, 2009).

Respecto al modelo MIMIC, los parámetros de la ecuación presentan signos positivos, es decir, al ser mujer y adulto presenta una mayor aversión al hacinamiento. Por tanto, al igual que como mencionan Haywood et al. (2017) una política que reduzca los niveles de hacinamiento beneficiaría a las mujeres en mayor medida.

Respecto a la ecuación de medición, el parámetro fijo corresponde al γ_{AH_1} , que hace referencia a organizar el viaje para evitar hacinamiento. Dada esta decisión de fijar ese parámetro, la variable latente se interpreta efectivamente como Aversión al hacinamiento (y no lo contrario) así, se espera que el signo del parámetro β_{AH} sea negativo dado que a mayor aversión menos utilidad genera la alternativa, también incorpora el efecto del tiempo de viaje, por tanto, se reafirma el signo negativo del parámetro.

En la misma línea, el signo de los dos parámetros estimados (ver Tabla 5-6) en la ecuación de medición cumplen con el signo esperado y son significativos. Por un lado, el parámetro γ_{AH_2} es negativo ya que si una persona prefiere tomar el primer bus que pasa por la parada sin importar cuán lleno venga significa que presenta una menor aversión al hacinamiento, por tanto, este indicador contribuye negativamente a la variable latente. Por otro lado, el parámetro γ_{AH_3} presenta un signo positivo lo que indica que mientras más de acuerdo está la persona con el hecho de dejar pasar el bus sin asientos disponibles más aversa será al hacinamiento.

Tabla 5-6: Parámetros estimados el MIMIC - Modelo híbrido

Parámetro	Valor	Test-t
ASC_{AH}	1,44	10,7
α_{Joven}	-0,349	-2,41
α_{Mujer}	0,363	3,01
γ_{AH_1}	1	-
γ_{AH_2}	-0,349	-8,02
γ_{AH_3}	0,174	5,26
<i>Desv. Std</i>	-1,06	-5,4
$\delta_{AH_1}^1$	0,33	14,0
$\delta_{AH_1}^2$	0,545	17,4
$\delta_{AH_1}^3$	0,569	16,0
$\delta_{AH_2}^1$	0,308	14,0
$\delta_{AH_2}^2$	0,491	17,2
$\delta_{AH_2}^3$	0,499	15,7
$\delta_{AH_3}^1$	0,297	9,07
$\delta_{AH_3}^2$	0,654	12,3
$\delta_{AH_3}^3$	0,762	12,6

Fuente: Elaboración propia

Al tener claridad de la interpretación del MIMIC estimado, se puede analizar el segmento de parámetros relacionados a la elección modal presentados en la Tabla 5-7. En primer lugar, se puede notar que las constantes modelas estimadas presentan diferencias, tanto en la magnitud del parámetro como en las significancias. Por ejemplo, el automóvil presenta una constante significativa para el caso del primer corte temporal, pero no significativa para el segundo.

Tabla 5-7: Parámetros estimados del modelo de elección - Modelo híbrido

Parámetro	Valor	Test-t
$ASC_{C1Automóvil}$	-0,74	-1,87
$ASC_{C1Bicicleta}$	-2,23	-7,3
$ASC_{C1Caminata}$	-2,1	-6,03
ASC_{C1Taxi}	-2,48	-6,06
$ASC_{C2Automóvil}$	-0,17	-0,95
$ASC_{C2Bicicleta}$	-2,72	6,31
$ASC_{C2Caminata}$	1,24	5,03
ASC_{C2Taxi}	1,02	4,69
β_{Costo}	-0,065	-2,68
β_{TC}	-0,061	-5,33
β_{TV}	-0,25	-1,94
β_{TE}	-0,026	-3,07
β_{AH}	-0,034	-3,24
β_{TA}	-0,029	-7,21

Fuente: Elaboración propia

En segundo lugar, los parámetros vinculados a los tiempos presentan el signo negativo y son todos significativos. Respecto a las magnitudes de los parámetros, se observa que el parámetro de tiempo de caminata β_{TC} es 130% superior al tiempo de espera β_{TE} , lo que tiene consistencia con pensar que las personas prefieren permanecer esperando que caminar (Raveau et al., 2014). Respecto al tiempo activo β_{TA} , se corrobora que es estadísticamente distinto al β_{TC} , de hecho, la diferencia de magnitud se puede deber a que efectivamente un minuto de caminata en la alternativa de transporte público genera mayor desutilidad que un minuto adicional cuando el viaje es completamente a pie.

Asimismo, para el tiempo de viaje (β_{TV}) se debe considerar que esta variable fue incluida en la modelación mediante una transformación no lineal de logaritmo, por tanto, la magnitud del parámetro es distinta a los parámetros de tiempo de caminata y espera. En este caso en la sección 5.3 se analizarán tasas de sustitución entre el tiempo de caminata y viaje.

Adicionalmente, el parámetro del tiempo de viaje (β_{TV}) no explica el tiempo de viaje para el transporte público del primer corte temporal, sino que en este caso se debe tener en cuenta el parámetro asociado a la variable latente de aversión al hacinamiento (β_{HA}). Respecto a este parámetro, en la sección 5.2.1 se mencionó que el signo esperado de este parámetro era negativo dado que agrupa el efecto de la aversión al hacinamiento y el tiempo de viaje, lo que efectivamente ocurrió en la modelación junto con una significancia sobre el 95%.

5.3 Análisis del modelo estimado

Luego de estimar el modelo híbrido de elección discreta se procede a realizar un análisis comparativo entre las desutilidades de cada uno de los modos y los cortes temporales con la finalidad de visualizar las diferencias entre estos.

Una de las maneras de analizar las diferencias existentes entre los cortes temporales es mediante la comparativa de las desutilidades generadas por los tiempos. En este caso se puede comparar el tiempo de viaje del primer corte temporal bajo distintos niveles de hacinamiento con el tiempo de viaje del segundo corte temporal y el tiempo del modo caminata. De esta manera se puede cuantificar las disposiciones a realizar el viaje caminando en vez de usar el transporte público.

Para cumplir con lo anteriormente mencionado, en la Figura 5-1 se presenta el tiempo de caminata necesario para igualar la desutilidad generada por el tiempo de viaje bajo distintos niveles de hacinamiento y corte temporal, lo anterior considera un perfil de persona adulta y mujer. En primer lugar, se puede notar que, para el segundo corte temporal (al no presentar un efecto significativo del hacinamiento) tiene una curva similar a la del primer corte, pero con un nivel de hacinamiento de 4 pax/m².

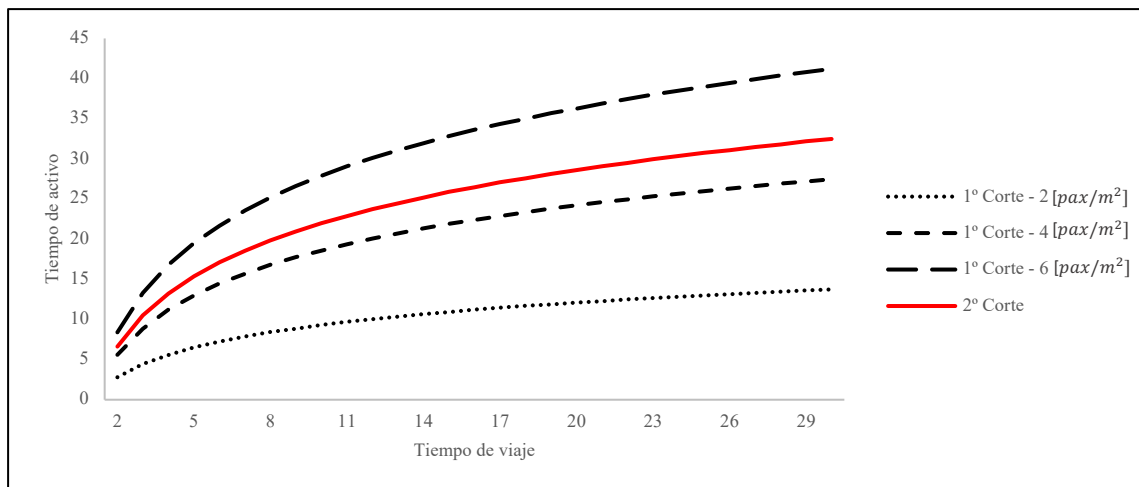


Figura 5-1: Compensación tiempo de viaje en transporte público y caminata

Fuente: Elaboración propia

En segundo lugar, se debe analizar lo que ocurre en específico con el primer corte temporal. Se puede reconocer que para el escenario de bajo hacinamiento y un tiempo de viaje de 30 minutos el equivalente en caminata es una caminata de 13,7 minutos (ver Figura 5-2). En cambio, para el caso de máximo hacinamiento el equivalente es una caminata de 41 minutos, es decir, más del tiempo neto usado en tiempo de viaje. En este caso, las personas (mujeres y adultas) están dispuestas a caminar más de 30 minutos en vez de realizar el viaje con alto nivel de hacinamiento. Esto se justifica dado que, esta comparativa corresponde al primer corte temporal en que la aversión al hacinamiento sí resultó tener un efecto significativo sobre la percepción del tiempo de viaje.

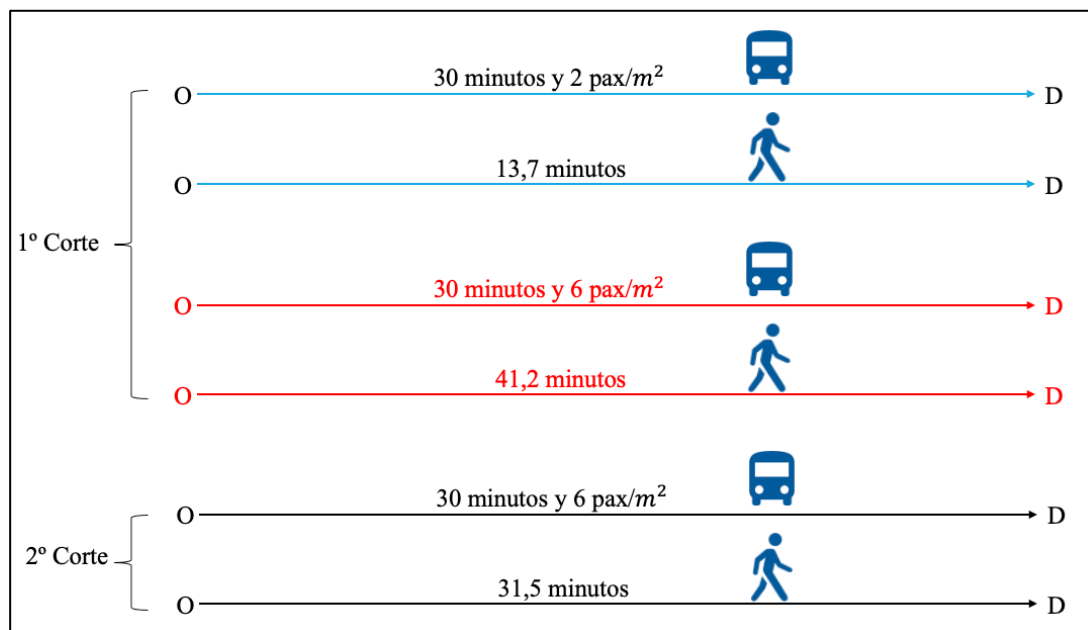


Figura 5-2: Igual desutilidad entre los tiempos de viaje y caminata

Fuente: Elaboración propia

Dado las dos figuras anteriores, también se puede afirmar que la variable latente y su efecto significativo en el primer corte temporal permite dimensionar el efecto inicial de la pandemia sobre el transporte público, como el miedo de contagio. Y el efecto mostrado en la Figura 5-2 respecto a la equivalencia entre tiempo caminando y en transporte público, plantea que se hace mayor en altos niveles de hacinamiento justamente cuando el distanciamiento social es difícil de cumplir.

Adicionalmente, el análisis anterior se puede extrapolar a más modos de transporte. En este caso se plantea un caso de análisis genérico que consiste en la misma persona de sexo mujer y tramo etario adulto que requiere realizar viajes en un rango de distancias de 1 a 15 kilómetros. La alternativa de viaje en transporte contempla tiempos de caminata y espera iguales al promedio de estas variables en la base de datos de la modelación, y los costos de los modos fueron asignados de la misma manera (en base a la distancia) que se hizo al construir los niveles de servicio. Asimismo, para determinar los tiempos de viaje

de las alternativas se utilizó la velocidad promedio reportada por la API de Google para cada una de las alternativas.

En línea con lo anterior, en la Figura 5-3 se representan las curvas de desutilidad que implica cada una de las alternativas para realizar los viajes según la distancia. Respecto a elementos importantes a analizar de la figura, se presentan distintos puntos de inflexión que marcan el paso de la preferencia de un modo por sobre otro. Por ejemplo, en viajes menores 4 kilómetros de distancia la bicicleta es preferida por sobre el automóvil, en cambio, para viajes superiores a esta distancia la preferencia es inversa.

En la misma línea, si se compara la caminata y el transporte público, para viajes de menos de 3 kilómetros se prefiere la caminata por sobre el transporte público para todos los niveles de hacinamiento y cortes temporales. Sin embargo, esta distancia de inflexión aumenta junto con el nivel de hacinamiento, por tanto, para viajes con alto nivel de hacinamiento se prefiere la caminata hasta los 4 kilómetros, lo que se traduce a un tiempo de caminata de 48 minutos.

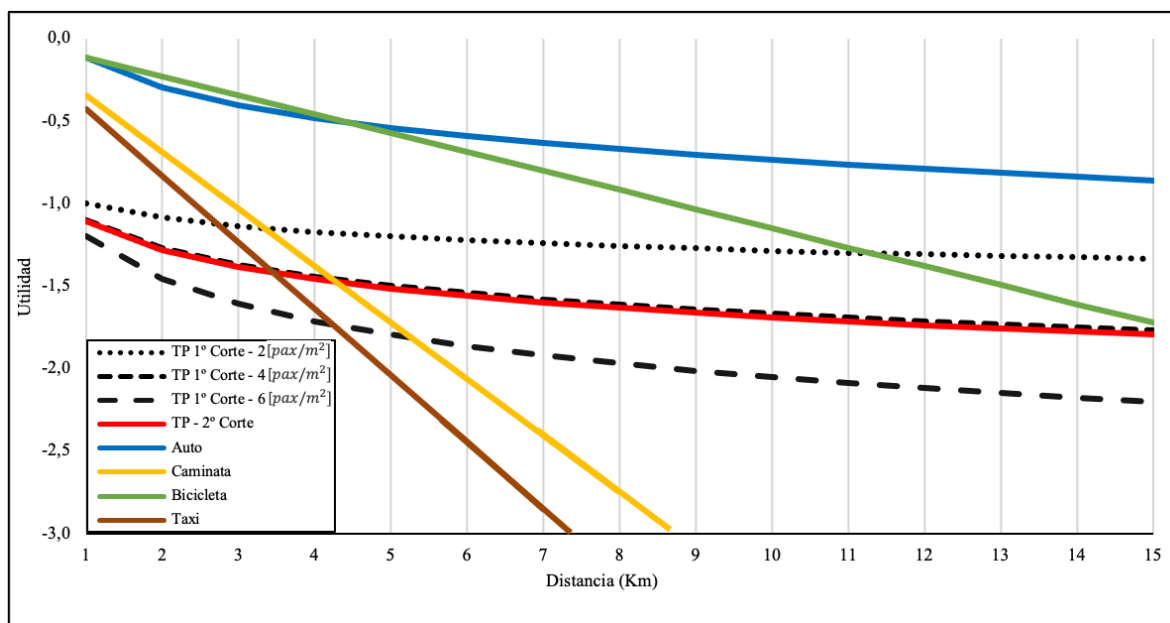


Figura 5-3: Utilidades por modo y distancia

Fuente: Elaboración propia

Si se compara el transporte público con el automóvil, el punto de inflexión ocurre a los 10 kilómetros para un nivel de hacinamiento bajo. Esto tiene relación con que, a diferencia del transporte público, el coste del automóvil depende de la distancia recorrida y esto provoca que luego de cierta distancia la desutilidad del auto sea mayor. Esta tendencia también se evidencia con el taxi pero con una mayor intensidad dado que la tarifa del taxi es alta en comparación a los otros modos, por tanto, es un modo que luego de 4 kilómetros deja de ser atractivo en comparación a las otras alternativas.

5.4 Tasas marginales de sustitución y estudios pre-pandémicos

En primer lugar, se analizarán las tasas marginales de sustitución (TMS) del modelo estimado. Por un lado, se obtuvo la TMS entre el tiempo de caminata (activo) y viaje. Antes de realizar el análisis se debe considerar que la TMS, en este caso, dependerá de los atributos considerados dentro de la ecuación estructural del modelo MIMIC, del nivel de densidad y del tiempo de viaje. Esto, porque el efecto del tiempo de viaje en la utilidad sistemática del transporte público considera el efecto simultáneo de estas variables. En la Ecuación 5.4.1 se presenta la TMS considerando las derivadas parciales respectivas. En este caso se debe tener en cuenta que el parámetro de tiempo de viaje para transporte público corresponde al del primer corte temporal. En cambio, en la Ecuación 5.4.2 se presenta la TMS considerando el tiempo de viaje del segundo corte temporal.

$$TMS_{TA,TV_{TP}}^{Corte\ 1} = \frac{\partial U / \partial TA}{\partial U / \partial TV_{TP}} = \frac{\beta_{TA}}{(Densidad \cdot AH * \beta_{AH})} \cdot TV_{TP} \quad (5.4.1)$$

$$TMS_{TA,TV_{TP}}^{Corte\ 2} = \frac{\partial U / \partial TA}{\partial U / \partial TV_{TP}} = \frac{\beta_{TA}}{\beta_{TV}} \cdot TV_{TP} \quad (5.4.2)$$

Adicionalmente, también se debe tener nuevamente en cuenta que el valor de la componente AH depende de las variables de la ecuación estructural que son: si la persona es mujer o no y si es joven o no. Por tanto, existe una TMS por cada tipo de persona considerada en el modelo MIMIC, para cada escenario de densidad y para cada tiempo de viaje.

Dado lo anterior, surge la necesidad de acotar los escenarios para poder desarrollar el análisis. Así, en la Figura 5-4 se presenta la TMS para el caso de una mujer adulta y se considera 3 niveles de densidad y un horizonte de 30 minutos de tiempo de viaje.

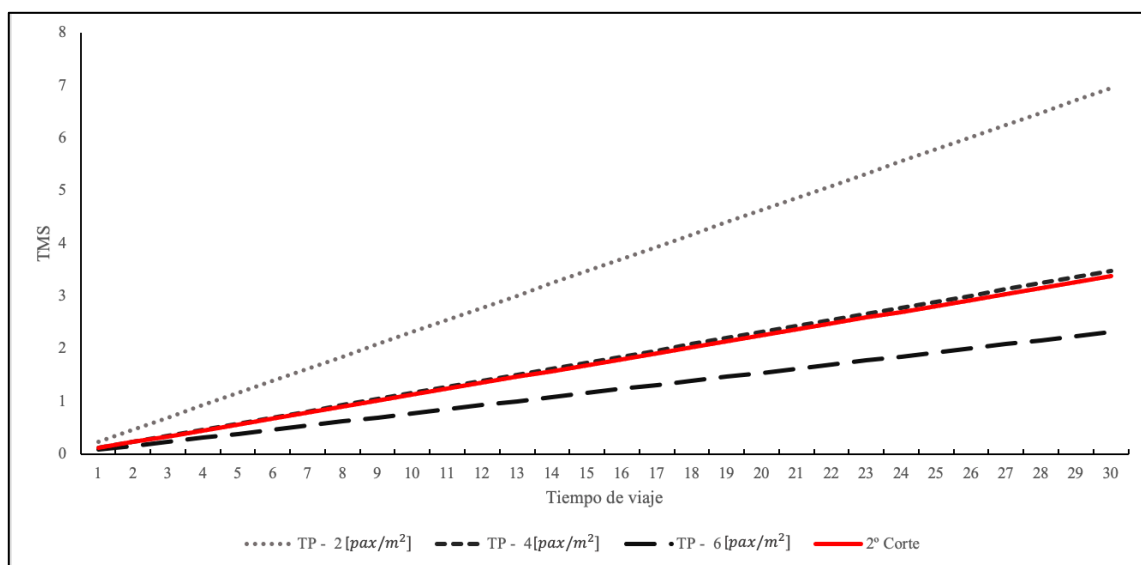


Figura 5-4: Tasa marginal de sustitución entre tiempo de viaje y caminata en transporte público

Fuente: Elaboración propia

En el ejemplo anterior, se puede notar que en un viaje de 30 min las mujeres adultas están dispuestas a cambiar dos minutos de viaje en un bus o metro lleno (6 pax/m²), por un minuto de caminata. En cambio, si las condiciones de viaje son de densidad baja, este tipo de usuarios estarían dispuestos a cambiar 7 minutos de viaje por un minuto de caminata. Lo anterior cumple con lo esperado porque una persona a medida que viaja más

confortablemente menos quiere remplazar esos minutos de viaje por minutos caminando, o en su defecto esperando.

Adicionalmente, La Figura 5-4 también permite observar como es la evolución de la TMS en el tiempo de viaje. Dada la estructura funcional del logaritmo la TMS se presenta como una función lineal creciente lo que implica que en condiciones de viajes más largos las personas están menos dispuestas a transar minutos sobre el bus o metro por minutos de caminata.

Ahora bien, si en el ejemplo se hubiera cambiado la variable joven, se tendría un análisis similar considerando que los jóvenes son menos aversos al hacinamiento. Por tanto, independiente del nivel de hacinamiento y del tiempo de viaje las personas jóvenes presentan una mayor TMS entre el tiempo de caminata y viaje.

Algo importante a destacar es que, la TMS toma valores menores a uno para tiempos de viajes cercanos a los 4 minutos en cualquier condición. Esto quiere decir que, en esos tiempos de viaje los usuarios prefieren caminar que estar al interior del bus o metro bajo cualquier nivel de hacinamiento. Evidentemente, para las condiciones de viaje más hacinadas este tiempo de viaje es mayor y llega a 14 minutos para el caso de las mujeres adultas. Pero, bastaría 4 minutos para que cualquier persona prefiera cambiar menos de un minuto de viaje por un minuto de caminata.

En la Tabla 5-8 se presentan otras posibles TMS para diferentes tipos de personas, pero solo con un nivel de hacinamiento y un tiempo de viaje fijo, esto para mantener acotado el análisis dado que ya en la Figura 5-4 se mostró el comportamiento gráfico de la TMS en el tiempo de viaje y nivel de hacinamiento, el resto de los perfiles de personas presentarían desplazamientos en el eje Y (valor de la TMS) de estas curvas.

Tabla 5-8: Tasa marginal de sustitución entre el tiempo de viaje y caminata considerando un viaje de 30 minutos y 6 pax/m²

Atributo	Perfil 1	Perfil 2	Perfil 3	Perfil 4
Joven	Sí	Sí	No	No
Mujer	Sí	No	Sí	No
AH	1,45	1,09	1,80	1,44
$TMS_{TA,TV_{TP}}$	2,87	3,82	2,31	2,90

Fuente: Elaboración propia

Adicionalmente, se puede comparar estos resultados con una investigación previa. De manera directa se puede tomar los resultados de Batarce et al. (2015) que concluyen que la $TMS_{TC,TV_{TP}}$ es de 2,17, 1,69 y 0,97 para densidades de 2, 4 y 6 pax/m² respectivamente, para un caso de estudio también de la ciudad de Santiago. Adicionalmente, se debe considerar que al no presentar una variación no lineal sobre el tiempo de viaje los resultados de Batarce et al. (2015) no dependen de esta variable, por tanto, presentan una TMS única que solo varía por el nivel de hacinamiento.

Para realizar la comparación se presenta la Figura 5-5 que contempla las mismas curvas y valores graficados en la Figura 5-4 pero se destacan en este caso las TMS de Batarce et al. (2015). Por ejemplo, para el caso de mayor nivel de hacinamiento se puede notar que la TMS de 0,97 se cumple con 12 minutos de tiempo de viaje y para tiempos mayores la TMS supera a la presentada por el estudio pre-pandémico. Esto quiere decir que, para tiempos de viaje altos, esta investigación concluye un menor efecto del hacinamiento que en el estudio de Batarce et al. (2015). Por otro lado, para tiempos de viaje menores a 12 minutos esta investigación plantea TMS inferiores, lo que quiere decir que el efecto del hacinamiento es superior al estudio pre-pandémico.

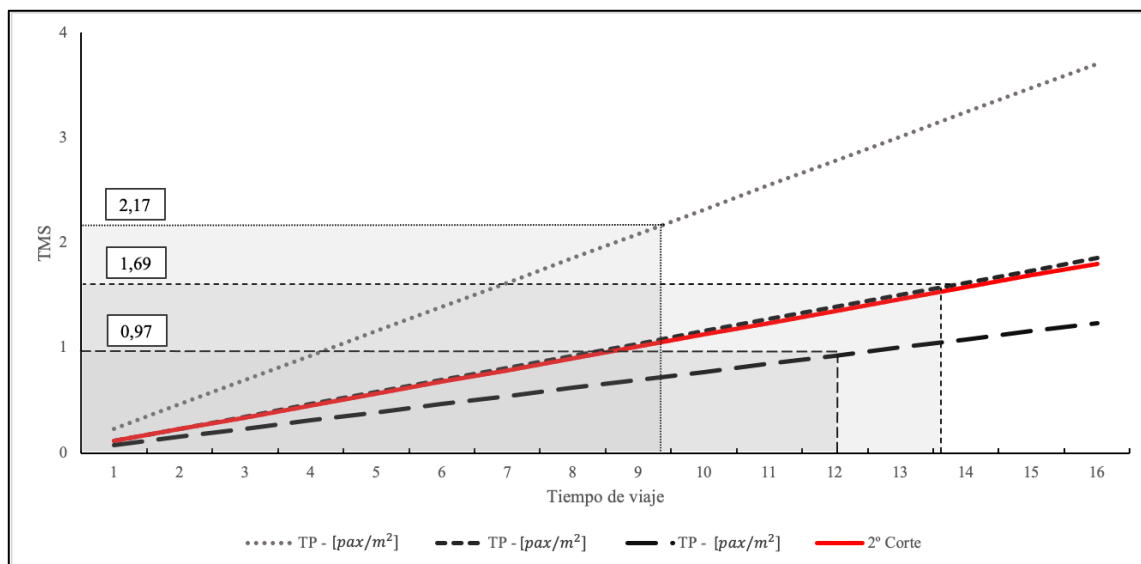


Figura 5-5: Comparativa de TMS (tiempo de viaje y caminata) con estudio previo

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, se puede analizar las curvas asociadas a los otros niveles de hacinamiento. Para el caso del nivel más bajo de hacinamiento el tiempo de viaje que implica igualdad en las TMS entre esta investigación y la de Batarce et al. (2015) corresponde a 9 minutos. Por tanto, sobre 9 minutos de viaje la TMS será superior a la del estudio pre-pandémico y lo contrario para tiempos menores a 9 minutos. Por último, para el caso de un nivel de hacinamiento de 4 pax/m² y que, a su vez es similar a la curva de TMS para el segundo corte, se presenta una igualdad de TMS entre ambos estudios a un tiempo de viaje cercano a 13 minutos.

Lo anterior conlleva a concluir que para viajes cortos menores a 9 minutos, en cualquier caso de hacinamiento, las personas en pandemia tienen una mayor preferencia por caminar por sobre pasar tiempo al interior del transporte público en comparación al estudio pre-pandémico. En otras palabras, se incrementaron las intenciones de evitar usar transporte público y caminar. De hecho, hasta para la TMS del segundo corte se presenta esta lógica para tiempos de viaje menores a 13 minutos. De esta manera, se puede decir que el efecto

descrito anteriormente aumentó en el escenario pandémico, pero está en decrecimiento al observar lo que ocurre en el segundo corte temporal.

Evidentemente las diferencias entre las TMS se intensifican al incrementar el tiempo de viaje, por ejemplo, para el caso de un viaje de 30 minutos, la TMS de este estudio es un 100% superior al estudio pre-pandémico para el máximo nivel de hacinamiento. De hecho, para el caso de bajo nivel de hacinamiento la diferencia llega sobre un 300%.

De lo anterior se pueden concluir dos cosas, en primer lugar, se presentan diferencias entre las TMS presentadas en esta investigación en relación con las presentadas por Batarce et al. (2015). Esto se puede relacionar a que la aversión de hacinamiento estudiada en la actual investigación presenta una dimensión del hacinamiento vinculado al contexto pandémico por sobre las dimensiones de comodidad y seguridad estimada en estudios previos. Así, las magnitudes y comportamiento de las TMS presentan naturalezas diferentes. En segundo lugar, se destaca que las personas prefieran cambiar los minutos de tiempo de viaje por menos minutos de caminata (preferencia por caminar) en comparación al estudio pre-pandémico.

6 CONCLUSIONES

Esta tesis demuestra que el efecto de la pandemia del COVID-19 sobre las elecciones modales en Santiago radica principalmente en el cambio de percepciones del nivel de hacinamiento en transporte público entre dos cortes temporales durante la pandemia. Es decir, existe una disminución del efecto de la pandemia sobre las percepciones del hacinamiento, es decir, al pasar ya un año de pandemia la aversión al hacinamiento disminuyó en comparación a los primeros meses de esta misma.

Para desarrollar los objetivos se diseñó una encuesta de preferencias reveladas difundida mediante publicidad de redes sociales que recaudó respuestas en dos cortes temporales. El primer corte temporal en noviembre del 2020 y el segundo corte temporal en mayo del 2021. La presencia de estos dos muestreos permitió analizar la evolución del efecto de la pandemia al pasar los meses. En esta misma línea, la difusión se llevó a cabo por medio de publicidad de redes sociales dado que no existían las condiciones sanitarias para encuestar personalmente a los usuarios de los modos de transporte.

Los datos recopilados se utilizaron para estimar modelos híbridos de elección discreta, los que incorporan una variable latente. Cabe destacar que, a pesar de haber diseñado la encuesta para luego estimar modelos con tres variables latentes (conductas de higiene, percepción de salubridad en transporte público y aversión al hacinamiento) solo la variable latente de aversión al hacinamiento resultó tener un efecto significativo en la elección modal.

Lo anteriormente dicho no resta de la posibilidad de analizar las variables latentes de conductas de higiene y percepción de salubridad en transporte público. De hecho, al estimar los modelos MIMIC de manera independiente al modelo de elección se lograron distinguir ciertas diferencias entre las respuestas del primer corte temporal con el segundo corte temporal.

Luego de realizar las estimaciones de los modelos MIMIC y el análisis correspondiente, se estimó un modelo híbrido de elección discreta que considera el efecto de la aversión al hacinamiento sobre la percepción del tiempo de viaje en transporte público. En este caso se presenta un efecto conjunto del tiempo de viaje, la variable latente y el nivel de hacinamiento. Este efecto resultó ser significativo únicamente para el primer corte temporal, es decir para las respuestas recolectadas en noviembre del 2020 y no para las recolectadas en el segundo corte temporal en abril del 2021.

La estimación de este modelo con variables latentes permitió concluir que el efecto de la percepción del hacinamiento sobre el tiempo de viaje en transporte público disminuyó entre los dos cortes temporales. Lo anterior, plantea la posibilidad de que las personas estén declinando la percepción negativa de los viajes en transporte público por ser masivos y complicar el cumplimiento del distanciamiento social. Así, se puede plantear la posibilidad de que las personas comiencen a penalizar el hacinamiento de manera similar al escenario sin pandemia.

Es importante agregar al punto anterior que, dada la pandemia los modos de transporte público son quienes registraron la mayor disminución de uso, no solo por la disminución de la movilidad por la pandemia y las políticas sanitarias, sino también por la imagen de sensación de peligro que generaba en un comienzo los viajes en transporte público y mantener la cercanía con personas durante todo el viaje. Sin embargo, es muy positivo haber determinado que este efecto inicial que tuvo la pandemia sobre los usuarios presente un declive.

Parte de los resultados se encuentra el análisis de desutilidades generadas por las alternativas. En este caso, para viajes menores a 4 kilómetros, la bicicleta es preferida por sobre el transporte público y el automóvil; y la caminata es preferida por sobre el transporte público para viajes menores a 3,5 kilómetros. Este análisis adquiere mayor relevancia al notar que para viajes cortos el transporte público tiene un competidor como

el automóvil que es contaminante y que su uso va en desmedro de la sostenibilidad del sistema de transporte público. Dado lo anterior, se sugiere que los siguientes análisis a realizar por las entidades planificadores tengan en consideración que parte del foco debe estar en los viajes pequeños y con ello reconocer que factores toman en consideración este tipo de usuarios.

Del modelo híbrido estimado se desprende el análisis de desutilidades entre modos y el análisis de la TMS entre el tiempo de viaje y caminata. En relación con el primero, se destaca que para viajes menores a 4 kilómetros de distancias la bicicleta es preferida por sobre el automóvil. De la misma manera, para viajes menores a 3 kilómetros la caminata es preferida por sobre el transporte público. En síntesis, en viajes de corta distancia los modos activos predominarían en la elección modal por sobre los motorizados.

Respecto al análisis de TMS, en base al análisis gráfico se reconoce que, en un viaje de 4 minutos o menor, bajo cualquier condición, los usuarios presentan una TMS menor a 1, lo que implica que están dispuesto a cambiar menos de un minuto de tiempo de viaje por un minuto de caminata. En otras palabras, se reconoce que en tiempo de viaje bajos (viajes cortos) en transporte público hay un mínimo de tiempo desde el cual los usuarios presentan una TMS mayor a 1.

Al comparar la TMS obtenida en esta investigación con las de estudios pre-pandémicos como el de Batarce et al. (2015), se destaca que para los distintos niveles de hacinamiento existe un tiempo de viaje en que las TMS entre ambos estudios se igualan. Por ejemplo, para el caso de alto nivel de hacinamiento (6 pax/m^2) ambos estudios plantean la misma TMS considerando un tiempo de viaje de 12 minutos. Lo mismo ocurre para niveles de bajo hacinamiento (2 pax/m^2) donde la igualdad de TMS ocurre a los 9 minutos.

Lo anterior se traduce en que, durante el primer año de pandemia en comparación a antes de esta, las personas en viajes menores a 9 minutos tienen una mayor preferencia por caminar en vez de pasar tiempo al interior del transporte público. Evidentemente, se debe

considerar que ambos estudios se desarrollaron justamente en contextos diferentes y mediante muestreos distintos, por tanto, las comparaciones deben tener presente esas diferencias.

Respecto a los desafíos, la pandemia del COVID-19 no solo fue parte de la motivación de esta tesis sino también fue parte de las dificultades. Por un lado, las responsabilidades y restricciones sanitarias no permitirán la misma libertad para aplicar encuestas como en un periodo sin pandemia, es decir, realizar encuestas de manera presencial y focalizadas en puntos estratégicos como estaciones de metro o paraderos de buses.

Por otro lado, la pandemia implicó un dinamismo en las restricciones de movilidad impuestas por la autoridad sanitaria lo que dificultaba la elección de los cortes temporales en los que se desarrollaría la publicidad de la encuesta. En este caso, era imprescindible que las personas encuestadas estuvieran realizando algunos viajes, o al menos no en estado de cuarentena total dado que no tendrían ningún viaje que reportar.

Dentro de las limitaciones de esta investigación se encuentra la disponibilidad de los datos de niveles de hacinamiento en transporte público. En esta investigación se hizo uso de dos fuentes de datos, una para los niveles de hacinamiento en buses entregada por DTPM y otra para los niveles en Metro entregada por la misma empresa. Estas dos fuentes presentan metodologías de cálculo diferentes y con supuestos diferentes, pero, son las mejores fuentes de información para cada uno de estos modos de transporte público. Evidentemente, esta discrepancia entre las fuentes de datos puede afectar la estimación de los modelos. Sin embargo, se sugiere a ambas entidades planificadoras que exista una metodología equivalente entre ambas, debido a que si queremos analizar efectos en el sistema de transporte no se puede limitar a realizar análisis por separado entre buses y Metro, más bien se debe analizar de manera integrada tal como opera el sistema de transporte público.

Otra limitación asociada a esta investigación es respecto a que los cortes temporales en los que se aplicó la encuesta tienen asociados diferentes muestras poblacionales, por tanto, no se pueden tratar los datos como panel y los resultados quedan sujetos a las diferencias de muestreos entre un corte y otro. Sin embargo, para ambos muestreos se estimaron los factores de corrección posibles para disminuir estas discrepancias de muestreo.

Finalmente, como líneas futuras de investigación se presenta la posibilidad de aplicar nuevamente la encuesta en un periodo más estable de la pandemia, sin olas de contagios importantes, y así corroborar la tendencia presentada en esta investigación. Adicionalmente, se abre la posibilidad de incorporar variaciones en la estimación de los niveles de servicio, tanto por los tiempos de viaje presentados por la API, como los niveles de hacinamiento estimados para el transporte público. Así, obtener una mayor exactitud de los atributos estimados y buscar una mayor compatibilidad entre las diferentes fuentes de información.

BIBLIOGRAFIA

Allen, H., Cárdenas, G., Pereyra, L. P., & Sagaris, L. (2019). Ella se mueve segura. A study on women's personal safety in public transport in three Latin American cities.

Astroza, S., A. Tirachini, R. Hurtubia, J. A. Carrasco, A. Guevara, M. Munizaga y V. Torres (2020) Mobility Changes, Teleworking, and Remote Communication during the COVID-19 Pandemic in Chile. Findings, 13489.

Basu, D., y J. D. Hunt (2012) Valuing of attributes influencing the attractiveness of suburban train service in Mumbai city: A stated preference approach. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 46(9), 1465–1476.

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

Batarce, M., J. C. Muñoz, J. de D. Ortúzar, S. Raveau, C. Mojica y R. A. Ríos (2015) Use of mixed stated and revealed preference data for crowding valuation on public transport in Santiago, Chile. **Transportation Research Record**, 2535(1), 73-78.

Bierlaire, M., & Fetharison, M. (2009, Septiembre). Estimation of discrete choice models: extending BIOGEME. In *Swiss Transport Research Conference (STRC)*.

Cats, O., J. West y J. Eliasson (2016) A dynamic stochastic model for evaluating congestion and crowding effects in transit systems. **Transportation Research Part B: Methodological**, 89, 43-57.

Chriqui, C., & Robillard, P. (1975). Common bus lines. *Transportation science*, 9(2), 115-121.

DTPM (20 de mayo de 2021). Tarifas Vigentes. Directorio de Transporte Público Metropolitano. <https://www.dtpm.cl/index.php/tarjeta-bip/tarifas-vigentes-stpm>

Furness, K.P. (1965). Time Function Iteration, *Traffic Engineering and Control*, 7(7), 458-60.

Gardner, N., Cui, J., & Coiacetto, E. (2017). Harassment on public transport and its impacts on women's travel behaviour. **Australian Planner**, 54(1), 8-15.

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

Hörcher, D., D. J. Graham y R. J. Anderson (2017) Crowding cost estimation with large scale smart card and vehicle location data. **Transportation Research Part B: Methodological**, 95, 105-125.

INE (2017) **Censo de Población y Viviendas 2017 - Chile**. Instituto Nacional de Estadística.

INE (Instituto Nacional de Estadística) (2017). Censo Nacional Gobierno de Chile, Santiago, Chile. Disponible en: <https://www.censo2017.cl/>

INE (Instituto Nacional de Estadística). (2021, 20 julio). *Un 22,1% de personas trabajadoras realizó labores a distancia o teletrabajo en mayo de 2021* [Comunicado de prensa]. <https://www.ine.cl/prensa/2021/07/20/un-22-1-de-personas-trabajadoras-realiz%C3%B3-labores-a-distancia-o-teletrabajo-en-mayo-de-2021>

INE (Instituto Nacional de Estadística). (2021b, 1 julio). *Boletín transporte y comunicaciones mayo 2021* [Comunicado de prensa]. <https://www.ine.cl/docs/default-source/transporte-y-comunicaciones/boletines/2021/bolet%C3%ADn-transporte-y-comunicaciones-mayo-2021.pdf>

INE (Instituto Nacional de Estadística). (2020, 13 noviembre). INE publica boletín complementario COVID-19 de la Encuesta de Remuneraciones y Costo de la Mano de Obra de junio-septiembre de 2020 [Comunicado de prensa]. <https://www.ine.cl/prensa/2021/07/20/un-22-1-de-personas-trabajadoras-realiz%C3%B3-labores-a-distancia-o-teletrabajo-en-mayo-de-2021>

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

Kroes, E., M. Kouwenhoven, L. Debrincat y N. Pauget (2014) Value of Crowding on Public Transport in île-de-France, France. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, 2417(1), 37–45.

Li, Z., y D. A. Hensher (2011) Crowding and public transport: A review of willingness to pay evidence and its relevance in project appraisal. **Transport Policy**, 18(6), 880–887.

Márquez, L., y J. C. Poveda (2019) In-vehicle crowding: Integrating tangible attributes, attitudes, and perceptions in a choice context between BRT and metro. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 130, 452-465.

McFadden, D. (1974). The measurement of urban travel demand. **Journal of Public Economics**, 3, 303 – 328.

MDS (Ministerio Desarrollo Social) (2017). Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional, (CASEN) Ministerio de Desarrollo Social, Gobierno de Chile, Santiago, Chile. Disponible en: http://observatorio.ministeriodesarrollosocial.gob.cl/casen-multidimensional/casen/casen_2015.php

Pel, A. J., N. H. Bel y M. Pieters (2014) Including passengers' response to crowding in the Dutch national train passenger assignment model. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 66, 111-126.

Raveau, S., Álvarez-Daziano, R., Yáñez, M. F., Bolduc, D., & de Dios Ortúzar, J. (2010). Sequential and Simultaneous Estimation of Hybrid Discrete Choice Models: Some New Findings. **Transportation Research Record**, 2156(1), 131–139. <https://doi.org/10.3141/2156-15>

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

Sakia, R. M. (1992). The Box-Cox Transformation Technique: A Review. **The Statistician**, 41(2), 169. doi:10.2307/2348250

SECTRA (Programa Vialidad y Transporte Urbano) (2015). O-D Encuesta del 2012 Coordinación de planificación y desarrollo, Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones, Gobierno de Chile, Santiago, Chile.

Shin, H., D. K. Kim, S. Y. Kho y S. H. Cho (2021) Valuation of Metro Crowding Considering Heterogeneity of Route Choice Behaviors. **Transportation Research Record**, 2675(2), 162-173.

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

Sun, C., & Zhai, Z. (2020). The efficacy of social distance and ventilation effectiveness in preventing COVID-19 transmission. *Sustainable cities and society*, 62, 102390.

Orozco, C. A. T., & Sánchez, J. R. B. (2017). Influencia de la asimetría en el tamaño de la muestra para el cumplimiento del teorema central del límite en distribuciones continuas. *Scientia et technica*, 22(4), 398-402.

Ortúzar, J. de D. y Willumsen, L.G. (2011). *Modelling Transport*. 4a edición, John Wiley & Sons, Chichester.

Tirachini, A y O. Cats (2020) COVID-19 and Public Transportation: Current Assessment, Prospects, and Research Needs. **Journal of Public Transportation**, 22 (1), 1.

Tirachini, A., D. A. Hensher y J. M. Rose (2013) Crowding in public transport systems: Effects on users, operation and implications for the estimation of demand. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 53, 36–52.

Tirachini, A., R. Hurtubia, T. Dekker y R. A. Daziano (2017) Estimation of crowding discomfort in public transport: Results from Santiago de Chile. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 103, 311–326.

WHO (2020) "Coronavirus disease (COVID-19) advice for the public." World Health Organization. Last updated June 4, 2020.
<https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/advice-for-public>.

Williams, H. C. W. L., & Ortúzar, J. D. D. (1982). Behavioural theories of dispersion and the mis-specification of travel demand models. *Transportation Research Part B: Methodological*, 16(3), 167-219.

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