

EFECTO DE LA PANDEMIA COVID-19 EN LA ELECCIÓN DE TRANSPORTE PÚBLICO EN SANTIAGO

Vicente Iglesias Riquelme^{1*}, Sebastián Raveau Feliú¹

¹ Pontificia Universidad Católica de Chile, Chile

*Autor para
correspondencia:
vdiglesias@uc.cl

RESUMEN

El COVID-19 junto con las medidas sanitarias que se han desarrollado, pueden haber cambiado las percepciones del hacinamiento 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 periodos de cuarentena. Además, estos resultados se compararon con una investigación desarrollada en contexto pre-COVID-19. Como resultado de la modelación, se encontró un efecto significativo de la variable latente aversión al hacinamiento en la elección modal. Asimismo, el sexo y edad son atributos socioeconómicos relevantes para explicar la variable latente en sí. Respecto a la comparación con estudios previos, la tasa marginal de sustitución entre el tiempo de caminata y tiempo de viaje en transporte público, considerando distintos niveles de hacinamiento, es al menos 100% mayor en el contexto pandémico. Es decir, hay un cambio relevante entre las percepciones de hacinamiento, que es importante considerar o incorporar en la planificación de transporte.

Palabras clave Elección discreta, COVID-19, Percepción del hacinamiento

ABSTRACT

COVID-19 and the sanitary measures developed to combat it may have changed the perceptions of overcrowding in mode choice. This research aims to quantify these changes through a hybrid discrete choice model using data collected through a revealed preference survey applied in quarantine periods. In addition, we compared our findings with research carried out in a pre-COVID-19 context. As a result of the modelling, we found a significant effect of the latent variable aversion to overcrowding in mode choice. Likewise, sex and age are relevant socioeconomic attributes that explain the latent variable. Regarding the comparison with previous studies, the marginal rate of substitution between walking time and travel time on public transport, considering different levels of overcrowding, is at least 100% higher in the pandemic context. In other words, there is a relevant change in the perceptions of overcrowding, which is essential to consider or incorporate in transportation planning.

Keywords Discrete choice, COVID-19, Crowding perception

1. INTRODUCCIÓN

El surgimiento del COVID-19 ha provocado una reducción en la movilidad de las personas que, a su vez, ha implicado una reducción en el uso del transporte público. En países como Inglaterra, Italia y la India, se presentaron reducciones entre 70-80% (Tirachini y Cats, 2020); en Chile, esta reducción ha sido de un 55% para el Metro y un 45% para el bus urbano (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, lo que a su vez se puede traducir en una migración de usuarios de este modo a modos privados finalizada la cuarentena (Tirachini y Cats, 2020). Adicionalmente, la Organización Mundial de la Salud advierte que para prevenir la propagación del COVID-19, se debe mantener un metro de distanciamiento social (WHO, 2020); por tanto, el hacinamiento es un factor que puede tomar mayor relevancia para las personas en comparación a un escenario sin pandemia.

El hacinamiento se asocia a factores como la comodidad y a la seguridad. En este caso, y dado el contexto pandémico, también tiene una connotación de salubridad vinculada al cumplimiento o no del distanciamiento social. Así, al tomar mayor relevancia el nivel de hacinamiento, no solo importa analizar los cambios en el uso del transporte público, sino también se debe incluir en el análisis el resto de los modos de transporte. En este contexto, modos como el automóvil obtienen ventaja dado que suponen una experiencia de viaje sin contacto con otros pasajeros; lo mismo ocurre con la bicicleta y la caminata. Caso contrario es el taxi, dado que el usuario está obligado a compartir espacio con el conductor, además de tener contacto con superficies posiblemente no higienizadas.

Por lo mencionado anteriormente, surge la necesidad de estudiar el efecto de la pandemia sobre las decisiones modales de las personas, ya que las percepciones y disposiciones al pago se pueden haber alterado por el contexto sanitario. Así, 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 responder a la siguiente pregunta: ¿En comparación con antes 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 finalizada la cuarentena? En este caso, los factores sociodemográficos son elementos que se tendrán en cuenta al realizar el estudio.

El resto del trabajo se estructura de la siguiente manera: primero, se presenta una revisión de literatura sobre estudios previos de aversión al hacinamiento. Segundo, se detalla el diseño y aplicación de la encuesta de preferencias reveladas. Luego, se explica la estimación de los niveles de servicio para cada alternativa modal, se detalla el proceso de modelación y se entregan los principales resultados. Finalmente, se presenta una comparación con un estudio similar realizado en un contexto pre-pandémico.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

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 y Hensher, 2011; Hörcher et al., 2017; Márquez et al., 2019). Asimismo, se ha estudiado su efecto sobre la elección de rutas de transporte público (Yap et al., 2020; Shin et al., 2021; Kim et al., 2015).

En el caso particular de Santiago, el efecto del hacinamiento y su heterogeneidad fue estudiado por Batarce et al. (2015), que demuestran la no linealidad del hacinamiento sobre el tiempo de viaje; Soza-Parra et al. (2019) muestran que las mujeres mayores de 35 años son más sensibles al hacinamiento; y 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.

Además, 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.

3. METODOLOGÍA

En este apartado primero se detalla el diseño de la encuesta aplicada, y los indicadores de percepción de hacinamiento utilizados para construir una variable latente. En segundo lugar, se describe el proceso de construcción de los niveles de servicios de cada alternativa. En tercer lugar, se realiza un análisis general de las respuestas recopiladas y el factor de corrección aplicado. Por último, se presenta la estructura del modelo híbrido estimado.

3.1 Diseño de la Encuesta de Preferencias Reveladas

Para lograr el objetivo de la investigación, se diseñó una encuesta de preferencias reveladas. Esta constó de tres objetivos específicos: primero, caracterizar el viaje más frecuente (de la semana anterior) que realizaba la persona en términos de origen, destino, propósito, modo utilizado y periodo del día. En segundo lugar, se realizaron preguntas respecto a la percepción de la persona sobre los niveles de hacinamiento del sistema de transporte público. Finalmente, se presentaron preguntas de carácter sociodemográfico para caracterizar a las personas encuestadas; en este grupo de preguntas se consultó, por ejemplo, la cantidad de personas de riesgo en el hogar, es decir, el número de personas con enfermedades o estados de salud que aumentarían las probabilidades de sufrir complicaciones tras contagiarse de COVID-19. En la Tabla 1 se resumen las preguntas de la encuesta con las agrupaciones mencionadas.

Tabla 1 Lista de preguntas de la encuesta

Grupo de preguntas	Pregunta
Viaje	Origen del viaje
	Destino del viaje
	Modo utilizado
	Propósito del viaje
	Periodo del día en el que se realizó el viaje
Indicadores	3 preguntas enfocadas en ser los indicadores para construir las variables latentes
Sociodemográficas	Ingreso del hogar
	Tamaño del hogar
	Cantidad de bicicletas en el hogar
	Cantidad de bicicletas en el hogar
	Edad
	Sexo
	Nivel educacional
Cantidad de personas de riesgo en el hogar	

Se decidió incorporar, además, la visualización de un mapa interactivo para que cada encuestado pudiera indicar de manera exacta y georreferenciada los puntos de origen y destino de sus viajes. De esta forma se facilitó el proceso de respuesta de los encuestados, sobre todo teniendo en cuenta que, dada la situación sanitaria, la difusión de la encuesta se debió realizar de manera remota por medio de publicidad en redes sociales.

En la Tabla 2 se presentan cada una de las preguntas consideradas como indicadores de percepción en la modelación. Cada indicador permitía una respuesta en la escala del 1 al 7, considerando a 1 como “completamente en desacuerdo” y 7 como “completamente de acuerdo” con la frase presentada.

Tabla 2 Indicadores incluidos en la encuesta

Nº	Indicador
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).
2	Trataré de tomar la primera micro/metro que pase sin importar cuán llena/o esté.
3	Con tal de poder viajar sentado estoy dispuesto a dejar pasar micros/metros sin asientos desocupados.

Cabe destacar que, los indicadores fueron presentados bajo el escenario que el siguiente viaje se debía realizar en transporte público. Se planteó de esta manera, para introducir estas preguntas a personas que no usaban o no tenían pensado usar transporte público en el corto plazo. Los indicadores estaban enfocados a estimar la variable latente *aversión al hacinamiento*.

3.2 Estimación de los Niveles de Servicio

Dado que se aplicó una encuesta de preferencias reveladas, se requirió estimar los niveles de servicio de cada alternativa disponible. Para este proceso se utilizaron dos fuentes de información: en primer lugar, se usó la Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) de Google Maps. Esta herramienta de información permitió estimar los tiempos de viaje, tiempos de caminata, tiempos

de espera e itinerarios de viaje para las alternativas de transporte público, automóvil y caminata. La información se determinó para cada respuesta, condicionada al periodo del día que cada persona indicó como horario común de viaje; de esta manera, se respetaron los niveles de servicio percibidos por cada persona. Como segunda fuente, se utilizó información de densidades del sistema de transporte público entregadas por las entidades planificadoras de la ciudad (Directorio de Transporte Público Metropolitano y Metro). En este caso se reconocen dos densidades: por un lado, la del sistema de Metro, y por otro la del sistema de buses. En ambos casos se obtuvo información sobre la densidad del sistema cada media hora en el día. En específico, para el sistema de Metro el nivel de desagregación fue de densidad por tramos de la red. Para el sistema de buses, el nivel de desagregación fue para cada servicio-sentido del sistema. Como se logró obtener el itinerario de viaje por medio de la API de Google Maps, se asignó la densidad promedio correspondiente (ya sea del tramo de la red de Metro o el conjunto de servicios-sentidos utilizados) a cada una de las respuestas..

Dado que la API de Google Maps solo permite estimar niveles de servicio para tres modos de transporte (transporte público, caminata y automóvil), fue necesario establecer supuestos para el resto de las alternativas (taxi y bicicleta). En el caso de la bicicleta, se asumió la misma distancia de viaje estimada para la caminata, pero con una velocidad promedio de viaje de 8 km/hr. Asimismo, para el taxi se asumió un tiempo de viaje igual al estimado para el automóvil, pero se adicionó un tiempo constante relacionada con la espera promedio por la llegada de un taxi.

3.3 Análisis de los Datos Recopilados

La aplicación de la encuesta se llevó a cabo durante todo el mes de noviembre y las primeras dos semanas del mes de diciembre del año 2020. Se recopiló un total de 710 respuestas que se distribuyen como se muestra en la Figura 1 en términos etarios y de sexo. Notar que existe una sobrerrepresentación de las mujeres, sobre todo en el rango etario superior a 41 años. Dado este escenario, en la modelación se incorporó una corrección mediante factores calculados en relación a las proporciones de rangos de edad-sexo declarados en la encuesta CASEN (MDS, 2017).

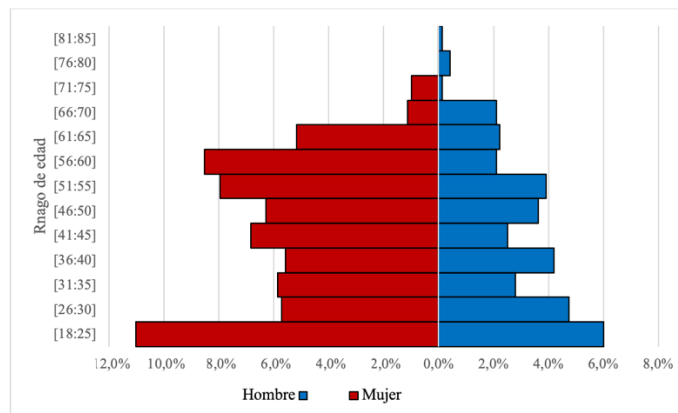


Figura 1 Distribución por sexo y edad de las respuestas

Dado que no se consultó por la ubicación del hogar de las personas, se realizó un análisis georreferenciado basado en el punto de origen del viaje declarado por los encuestados. De esta manera, se comparó las proporciones por comuna con la distribución real de la población. En la Figura 2 se compara la distribución de respuestas de la encuesta con las del CENSO 2017 (INE, 2017); como se puede ver, se logró una concentración de respuestas consistente con la información demográfica oficial, evitando sobre o subrepresentaciones de algunos sectores sociodemográficos.

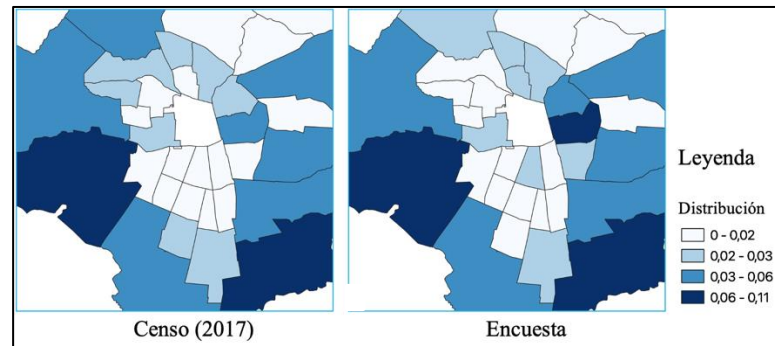


Figura 2 Distribución georreferenciada de las respuestas

3.4 Modelo Híbrido de Elección Discreta

Con los datos recopilados, se estimó un modelo híbrido de elección discreta que permitió identificar qué variables eran significativas para explicar la elección modal de las personas. La componente de elección del modelo consideró la variable latente *aversión al hacinamiento*, que resultó tener un efecto significativo al incorporarla como variación sistemática del tiempo de viaje en transporte público. Respecto a la especificación del modelo MIMIC, la ecuación estructural se definió teniendo en cuenta características sociodemográficas como ser joven, ser mujer y la presencia o no de personas en condición de riesgo en el hogar. Se esperaba que los signos de sus parámetros resultaran consistentes con que, a mayor edad, ser mujer y tener personas de riesgo en el hogar, habría mayor aversión al hacinamiento.

A su vez, se incorporó una variación no lineal del tiempo de viaje (correspondiente a la raíz cuadrada) en todas las alternativas. Esto se decidió considerando que, la percepción del tiempo de viaje implica que la desutilidad marginal de un minuto extra de viaje no es la misma en un viaje corto que en un viaje largo.

4. MODELACIÓN Y RESULTADOS

En esta sección se presenta la especificación del modelo híbrido de elección discreta estimado en base a las respuestas de la encuesta descrita en la sección anterior, y los parámetros estimados para sus componentes de elección y modelo MIMIC, junto con las correspondientes interpretaciones. Por último, se desarrolla un análisis comparativo de las tasas marginales de sustitución obtenidas con los resultados de Batarce et al. (2015).

4.1 Especificación del Modelo

A continuación se define la nomenclatura y significado de cada variable utilizada en la modelación y análisis.

Variables	Descripción
<i>Jóven</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

Tabla 3 Variables utilizadas

Con la finalidad de captar el efecto de la aversión al hacinamiento dentro de la elección modal, se obtuvo que la mejor especificación para incluir este efecto consistía en ponderar la raíz del tiempo de viaje por el valor de la variable latente y el nivel de densidad:

$$V_{TP} = ASC_{TP} + \beta_{TC} * TC_{TP} + \beta_{TE} * TE_{TP} + \beta_{AH} * (AH * Densidad) * \sqrt{TV_{TP}} \quad (1)$$

donde ASC representa una constante específica y los parámetros β deben ser estimados.

A su vez, el modelo MIMIC quedó definido por una ecuación de medición que consideró los tres indicadores presentados en la Tabla 2, y por la siguiente ecuación estructural:

$$AH = ASC_{AH} + \delta_{Mujer} * Mujer + \delta_{IA} * IA + \delta_{Joven} * Joven \quad (2)$$

Las funciones de utilidad del resto de alternativas se representan en la Tabla 4, considerando que el tiempo de viaje, tanto para transporte público como para los otros modos, mantiene una transformación no lineal de raíz cuadrada.

Tabla 4 Estructura de las funciones de utilidad

Parámetro	Transporte Público	Automóvil	Caminata	Taxi	Bicicleta
$ASC_{Bicicleta}$	No	No	No	No	Si
$ASC_{Caminata}$	No	No	Si	No	No
ASC_{TP}	Si	No	No	No	No
ASC_{Taxi}	No	No	No	Si	No
β_{TC}	Si	No	Si	No	No
β_{TV}	No	Si	No	Si	Si
β_{TE}	Si	No	No	Si	No
β_{AH}	Si	No	No	No	No

Respecto a la disponibilidad de las alternativas, se consideró las respuestas de las personas a las preguntas sobre cantidad de automóviles y bicicletas en el hogar, para definir si estos modos estaban o no disponibles para las personas. En el caso de la caminata, taxi y transporte público, se supuso que estaban disponibles para todos.

4.2 Resultados de la Modelación

Considerando la especificación expuesta en el punto anterior, se obtuvo los parámetros estimados para el modelo de elección y modelo MIMIC de manera simultánea mediante la librería de PandasBiogeme. Respecto al modelo MIMIC, los parámetros de la ecuación presentan signos positivos; es decir, al ser mujer joven y tener personas de riesgo en el hogar, implica 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.

En este caso, el signo esperado para la variable Joven fuera negativo; es decir, entre una persona joven y una adulta, se esperaba que la joven fuera menos aversa al hacinamiento. Sin embargo, esta posible inconsistencia en la modelación se respalda con los resultados de Soza et al. (2019), que concluyeron, mediante una modelación de clases latentes, que los jóvenes daban mayor importancia al confort que los más adultos en viajes en transporte público.

Respecto a la ecuación de medición, el parámetro fijado correspondió al indicador 2, que hacía referencia a dejar pasar el bus con tal de esperar otro con asientos disponibles. Dada la decisión de fijar ese parámetro, la variable latente se interpreta efectivamente como aversión al hacinamiento (y no lo contrario); así, se esperaba que el signo de su parámetro (β_{AH}) fuera negativo, dado que también incorpora el efecto del tiempo de viaje. Como se muestra en la Tabla 5, los dos parámetros estimados en la ecuación de medición cumplen con el signo esperado y son significativos.

Tabla 5 Parámetros estimados modelo MIMIC

Parámetro	Valor	Std err	Test-t
$G_{constante}$	1,28	0,122	10,4
G_{Joven}	-0,232	0,123	-1,88
G_{IA}	0,266	0,13	2,05
G_{Mujer}	0,286	0,105	2,72
$J_{Tomar primer bus}$	-0,396	0,046	-8,58
$J_{Organizaré mi viaje}$	0,143	0,039	3,64

Por último, respecto a los parámetros del modelo de elección (ver Tabla 6), se obtuvo significancia y signo correcto en todos ellos, incluyendo el signo del parámetro de la variable latente que considera el tiempo de viaje.

Tabla 6 Parámetros estimados del modelo de elección

Parámetro	Valor	Std err	Test-t
$ASC_{Bicicleta}$	-4,13	0,291	-14,8
$ASC_{Caminata}$	-1,82	0,365	-4,99
$ASC_{Automóvil}$	-1,76	0,263	-6,66
ASC_{Taxi}	-2,7	0,281	-9,59
β_{TC}	-0,0328	0,00761	-4,31
β_{TV}	-0,107	0,0645	-1,65
β_{TE}	-0,0329	0,008	-4,1
β_{Costo}	-0,000105	0,0000366	-2,88
β_{AH}	-0,0974	0,0249	-3,91

4.3 Análisis de los Resultados y Comparación con Estudios Previos

Con los resultados obtenidos del modelo estimado, se puede realizar un análisis de tasas marginales de sustitución (TMS). Como no se estimó un parámetro de costo en la modelación, no se pudo obtener valores subjetivos del tiempo; sin embargo, se obtuvo la TMS entre el tiempo de caminata y de viaje. Antes de realizar el análisis, se debe considerar que la TMS, en este caso, depende de los atributos considerados en la ecuación estructural del modelo MIMIC, del nivel de densidad y del tiempo de viaje.

$$TMS_{TC,TV_{TP}} = \frac{\partial U / \partial TC}{\partial U / \partial TV_{TP}} = \frac{\beta_{TC}}{(Densidad \cdot AH * \beta_{AH})} \cdot TV_{TP} \quad (3)$$

En la gráfica de la izquierda de la Figura 3, se presenta la TMS para el caso de una Mujer, Joven y con personas de riesgo en el hogar. Para simplificar la visualización, en la gráfica se considera tres niveles de densidad y un horizonte de 30 min de tiempo de viaje. En la gráfica de la derecha, en tanto, se muestra la TMS para el caso de un Hombre, Joven y con personas de riesgo en el hogar.

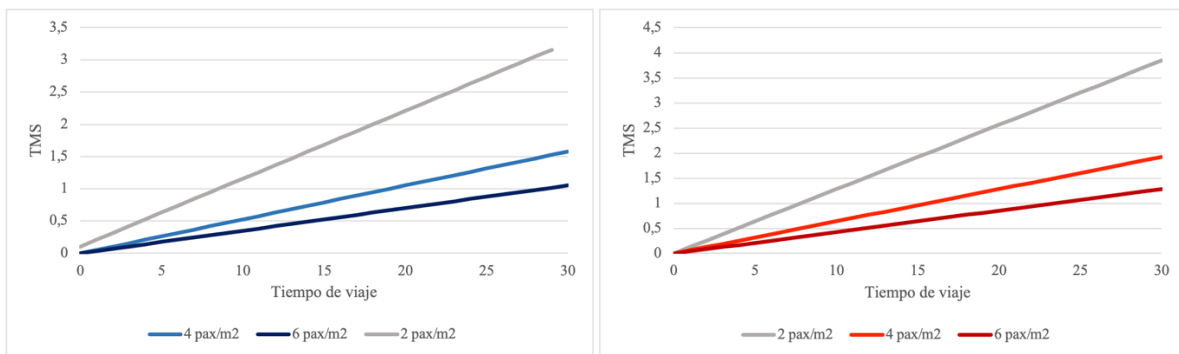


Figura 3 Tasa marginal de sustitución entre tiempo de caminata y de viaje en transporte público

De las gráficas presentadas se desprende que los usuarios hombres, al ser menos aversos al hacinamiento, presentan una mayor $TMS_{TC,TV_{TP}}$ de manera sistemática, independiente del nivel de densidad y tiempo de viaje. A modo de ejemplo, se puede tomar el valor de $TMS_{TC,TV_{TP}}$ para un

viaje de 30 min; esta tasa tiene un valor de 1,79 para el caso de mujeres y 5,01 para el caso de hombres en condiciones de máxima densidad. Los demás perfiles posibles, dada la ecuación estructural del modelo, se pueden ver en la Tabla 7.

Tabla 7 Tasa marginal de sustitución entre tiempo de viaje y caminata considerando un viaje de 30 min y 6 pax/m²

Atributo	Perfil 1	Perfil 2	Perfil 3	Perfil 4	Perfil 5	Perfil 6	Perfil 7
Joven	Si	Si	No	No	Si	Si	No
Riesgo	Si	No	Si	No	Si	No	Si
Sexo	Si	Si	Si	Si	No	No	No
AH	0,33	0,27	0,26	0,21	0,12	0,06	0,05
$TMS_{TC,TVTP}$	1,79	2,15	2,22	2,79	5,01	9,30	10,85

Estos resultados se pueden comparar con investigaciones previas. En particular, de manera directa se pueden tomar los resultados de Batarce et al. (2015), que concluyen que la $TMS_{TC,TVTP}$ pre-pandemia era de 2,17, 1,69 y 0,97 para densidades de 2, 4 y 6 pax/m² respectivamente. Además, se debe considerar que, al no presentar una variación no lineal del tiempo de viaje, los resultados de Batarce et al. (2015) no dependen de esa variable. Así, se puede notar que nuestras TSM superan las determinadas por Batarce et al. (2015) en un escenario sin pandemia.

Finalmente, al comparar los resultados de este trabajo para el caso de un tiempo de viaje de 30 min con las TMS obtenidas en el estudio pre-pandémico, se puede notar que la TMS aumenta en un 100% para el caso con menor TMS de la Tabla 7. Por tanto, independiente del perfil de la persona, se ha incrementado esta tasa.

5. CONCLUSIONES

A modo de conclusión, nuestros datos muestran un efecto significativo del hacinamiento en la elección modal, al igual que en estudios anteriores. En este caso, logramos incorporar el efecto sobre el tiempo de viaje mediante una variable latente de aversión al hacinamiento. Además, al estimar un modelo híbrido fue posible cuantificar la aversión al hacinamiento según algunos atributos sociodemográficos de las personas, concluyendo que las mujeres jóvenes, y que viven con personas de riesgo, tienen el nivel más alto de aversión.

Adicionalmente, se comparó los resultados de esta investigación con investigaciones previas a la pandemia (COVID-19) en Santiago. Esta comparación se limitó al análisis de tasas marginales de sustitución entre el tiempo de caminata y el tiempo de viaje en transporte público. Se concluye que, independiente del perfil de la persona, la TMS en comparación al estudio pre-pandémico habría aumentado en al menos un 100%.

Parte del trabajo futuro es incorporar la segunda toma de datos de la encuesta, que fue aplicada entre los meses de abril y junio del 2021. Estas nuevas respuestas nos debieran permitir establecer

si existe un cambio significativo entre las respuestas de la primera toma de datos con las de la segunda, en términos de percepciones de aglomeración. Estas diferencias pueden presentarse en las ecuaciones estructurales de los modelos MIMIC correspondientes y, también, en posibles cambios en otras variables del modelo. En esta misma línea, esta segunda ola nos debiera permitir reconocer si la variación en las TMS entre un escenario pre-pandémico y uno totalmente pandémico, mantiene las diferencias presentadas en este trabajo.

Otra parte del trabajo futuro consiste en pulir la metodología de estimación de los niveles de servicio tanto para los modos privados como para el transporte público. Sumado a esto, se espera incluir la variable costo dentro de la modelación, lo que permitiría determinar valores subjetivos de tiempo. Así, se podría realizar un análisis entre cortes transversales o con otros estudios en términos de valorizaciones. En esta misma línea comparativa, es importante mencionar que una de las limitaciones de esta investigación radica en la comparación con estudios previos, dado que los datos se generaron en contextos diferentes y esto se debe tener en consideración al analizarlos.

Por último, es importante retomar lo planteado por Batarce et al. (2016) y Tirachini et al. (2013), respecto a la importancia de considerar el efecto del hacinamiento en la planificación de transporte público. En este caso, dada la situación sanitaria las percepciones cambiaron y esto influyó en las elecciones de transporte que tomaron las personas. Pensar que el efecto del hacinamiento se mantendrá igual a como era antes de la pandemia, puede producir sobreestimaciones de la demanda por transporte público. Se espera que la aplicación de la segunda muestra de la encuesta, permita afirmar estos resultados o plantear un escenario intermedio.

REFERENCIAS

Astroza, S., Tirachini, A., Hurtubia, R. Carrasco, J. A., Guevara, A., Munizaga, M. y Torres, V. (2020) Mobility changes, teleworking, and remote communication during the Covid-19 pandemic in Chile. *Transport Findings*. <https://findingspress.org/article/13489-mo>.

Basu, D., y Hunt, J. D. (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**, 1465–1476.

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

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

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

MDS (2017) Encuesta de caracterización sociodemográfica (CASEN). Ministerio de Desarrollo Social, Santiago.

INE (2017) Censo de Población y Viviendas 2017. Instituto Nacional de Estadística, Santiago.

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

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

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

Kroes, E., Kouwenhoven, M., Debrincat, L. y Pauget, N. (2014) Value of crowding on public transport in Ile-de-France, France. *Transportation Research Record* **2417**, 37–45.

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

Márquez, L. y Poveda, J.C. (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.

Pel, A.J., Bel, N.H. y Pieters, M. (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., Guo, Z., Muñoz, J.C. y Wilson, N.H. (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.

Shin, H., Kim, D.K., Kho, S.Y. y Cho, S.H. (2021) Valuation of metro crowding considering heterogeneity of route choice behaviors. *Transportation Research Record* **2675**, 162-173.

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

Tirachini, A. y Cats, O. (2020) COVID-19 and public transportation: current assessment, prospects, and research needs. *Journal of Public Transportation* **22**, 1-21.

Tirachini, A., Hensher, D.A. y Rose, J.M. (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., Hurtubia, R., Dekker, T. y Daziano, R.A. (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>.

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