

## **Efecto del COVID-19 sobre la percepción del hacinamiento en transporte público y en la elección modal, caso de Santiago de Chile**

Vicente Iglesias Riquelme, Pontificia Universidad Católica de Chile [vdiglesias@uc.cl](mailto:vdiglesias@uc.cl)  
Sebastián Raveau Feliú, Pontificia Universidad Católica de Chile [sraveau@ing.puc.cl](mailto:sraveau@ing.puc.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, con estos resultados se realizó un análisis comparativo con una investigación desarrollada en contexto pre-COVID-19. Como resultado de la modelación, se tiene que existe un efecto significativo de la variable latente de aversión al hacinamiento sobre la elección modal. Asimismo, el sexo y edad son atributos socioeconómicos relevantes para explicar la variable latente en sí. Respecto a la comparativa con estudios previos, la tasa marginal de sustitución entre el tiempo de caminata y tiempo de viaje en transporte público, considerando distintos niveles de hacinamientos, es al menos un cuarenta por ciento mayor en el contexto pandémico. Es decir, hay un cambio relevante entre las percepciones de hacinamiento y que es importante de considerar o incorporar en las planificaciones de transporte.

*Palabras claves: Elección discreta, COVID-19, Percepción del hacinamiento*

### **ABSTRACT**

The COVID-19 pandemic has significantly affected mobility, specifically on public transport use. Simultaneously, public transport has been perceived as the most dangerous transport mode due to its high overcrowding levels. In fact, studies have shown a significant sensibility of crowding effect on travel time. In this line, overcrowding perceptions could have changed by the COVID-19 pandemic and the sanitary measures. Due to this context, the purpose of this study is to analyze the changes in perceptions towards public transport when choosing a travel mode. We applied a revealed preference survey and estimated a hybrid discrete choice model with overcrowding aversion latent variable to accomplish this objective. On results, sex and age are relevant socioeconomic attributes to explain the latent variable as well. Concerning the comparison with previous studies, the marginal rate of substitution between walking time and travel time in public transport, considering different levels of overcrowding, is at least forty percent higher in the pandemic context. Thus, there is a relevant change and that is important to consider or incorporate into 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. Para países como Inglaterra, Italia y la India se presentaron reducciones entre 70-80% (Tirachini & 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 otros modos privados luego de finalizadas las cuarentenas (Tirachini & 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, pero en este caso, y dado el contexto pandémico, se presenta al hacinamiento con 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 prestan a los usuarios 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 y 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 de 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 finalizadas las cuarentenas? En este caso, los factores sociodemográficos son elementos que se tendrán en cuenta a la hora de realizar el estudio.

El trabajo presente se estructura de la siguiente manera: primero, se presenta una revisión de literatura de los estudios previos de la 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 servicios para cada alternativa modal. Además, se detalla el proceso de modelación del modelo híbrido y los principales resultados. Finalmente, se presenta una comparación de los resultados con un estudio 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 & Hensher, 2011; Hörcher et al., 2017; Márquez et al., 2019). Asimismo, ha sido estudiado el efecto del hacinamiento 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, se estudió el efecto del hacinamiento y la heterogeneidad de su efecto por Batarce et al. (2015) que demuestra la no linealidad del efecto del hacinamiento sobre el tiempo de viaje; Soza-Parra et al. (2019) presenta 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, los indicadores de percepción de hacinamiento utilizados para luego 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 encuesta constó de tres objetivos específicos, el primero es caracterizar el viaje más frecuente (de la semana anterior) que realiza la persona en término de origen, destino, propósito, modo utilizado y periodo del día en el que se realiza el viaje. 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, por la cantidad de personas de riesgo en el hogar, es decir, por el número de personas que tienen enfermedades o estados de salud que aumentan 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 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, así, poder desarrollar de la mejor manera la caracterización del viaje. Además, de esta forma se facilitó el proceso de respuesta de los encuestados sobre todo teniendo en cuenta que, dada la situación sanitaria, se decidió realizar la difusión de la encuesta de manera remota por medio de publicidad en redes sociales.

A continuación, en la Tabla 2 se presentan cada una de las preguntas que serán consideradas como indicadores de percepción en la modelación. Cada uno de los indicadores permitía la respuesta en una escala del 1 al 7 considerando 1 como “completamente desacuerdo” y 7 “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 supuesto de que el siguiente viaje lo debían realizar si o si en transporte público. Esto se planteó de esta manera para introducir estas preguntas a personas que no usan o no tienen pensado usar transporte público en el corto plazo. Así, los indicadores son enfocados a estimar la variable latente de aversión al hacinamiento.

### 3.2 Estimación de los niveles de servicio

Dado que se aplicó una encuesta de preferencias reveladas, se requirió de la estimación de los niveles de servicio para cada una de las alternativas disponibles. Para este proceso se utilizaron dos fuentes de información, en primer lugar, se hizo uso de la Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) de Google Maps Platform. De esta herramienta de información se estimaron los tiempos de viaje, tiempos de caminata, tiempos de espera e itinerarios de viaje para las alternativas de transporte público, automóvil y caminata. Esta 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 que cada persona percibe.

Como segunda fuente de información, para estimar los niveles de servicio de las alternativas, se utilizó información de densidades del sistema de transporte público entregadas por las entidades planificadoras (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 lado, la del sistema de buses. Para ambos casos se obtuvo información de densidad del sistema según la media hora del 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.

Dado que 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.

A consecuencia de que la API de Google Maps solo permite estimar niveles de servicio para tres modos de transporte (transporte público, caminata y automóvil), es necesario establecer supuestos para el resto de las alternativas (taxi y bicicleta). Para el caso de las bicicletas se asumió la misma distancia de viaje que fue 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 sin embargo se le adiciona un tiempo de espera constante relacionada al tiempo que un usuario espera 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 recopilaron un total de 710 respuestas que en términos etarios y de sexo se distribuyen tal como se muestra en la Figura 2. Con este análisis se puede 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 incorpora una corrección mediante factores calculados en relación con las proporciones de rangos de edad-sexo declarados por la encuesta CASEN (MDS, 2017).

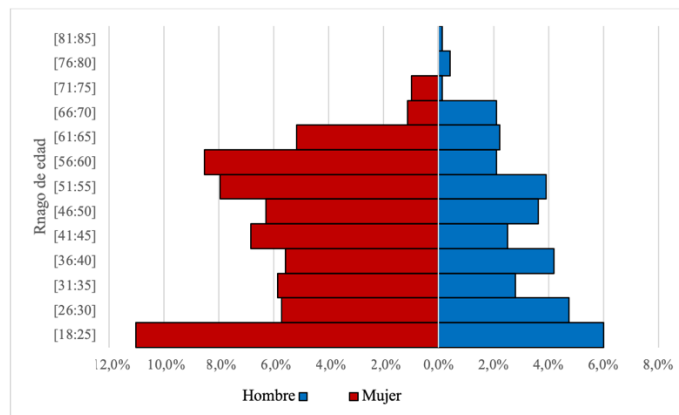


Figura 1: Distribución por sexo y edad de las respuestas

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 realizó una comparación de las proporciones por comuna con la distribución real de la población. En la Figura 3 se observa la distribución de las respuestas de la encuesta con las del CENSO 2017 (INE, 2017) y se logró una concentración de respuestas consistente con la información demográfica oficial, lo que evita sobre o subrepresentaciones de algunos sectores sociodemográficos.

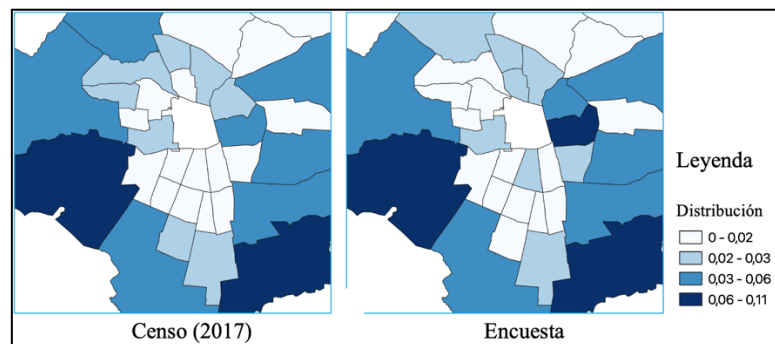


Figura 2: Distribución georreferenciada de las respuestas

### 3.4 Modelo híbrido de elección discreta

Con los datos ya recopilados, se estimaron modelos de elección discreta que permitieron identificar qué variables son significativas para explicar la elección modal de las personas. Asimismo, se incorporó la variable latente en la modelación lo que implicó la estimación de modelos híbridos de elección discreta. De todas las interacciones de las variables latentes que fueron probadas en la modelación, únicamente la variable latente de la aversión al hacinamiento resultó tener un efecto significativo al incorporarla como una variación sistemática del tiempo de viaje en el transporte público.

Respecto a la especificación del modelo MIMIC, se definió la ecuación estructural teniendo en cuenta características sociodemográficas como las variables binarias de si la persona es joven, o su sexo es mujer y la pertenencia a nivel de ingreso alto. Se espera que los signos de estos parámetros sean consistentes con que, a mayor edad, ser mujer y tener ingreso alto en el hogar impliquen una mayor aversión al hacinamiento.

A su vez, se incorporó una variación no lineal del tiempo de viaje para todas las alternativas correspondiente al logaritmo. Esto se decide 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. Se optó por esta transformación no lineal luego de haber estimado modelos con una transformada de *box-cox* que resultaba en un parámetro cercano a cero, lo que implica un caso particular donde la transformada sugiere un comportamiento logarítmico del parámetro.

## 4 MODELACIÓN Y RESULTADOS

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

### 4.1 Especificación del modelo

A continuación se define la nomenclatura y significado de cada una de las variables utilizadas en la modelación y análisis.

**Tabla 3: Variables utilizadas**

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 <sup>2</sup> ) del transporte público
<i>AH</i>	Valor de la variable latente aversión al hacinamiento

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 es mediante la ponderación del valor de la variable latente, el nivel de densidad y el tiempo de viaje.

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

A su vez, el modelo MIMIC quedó definido con una ecuación de medición que considera 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 (Tabla 4) se representan en la siguiente tabla considerando que el tiempo de viaje, tanto para el transporte público como los otros modos, mantiene una transformación no lineal.

**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
$\beta_{Costo}$	Si	Si	No	Si	Si
$\beta_{TC}$	Si	No	Si	No	No
$\beta_{TV}$	No	Si	No	Si	Si
$\beta_{TE}$	Si	No	No	Si	No
$\beta_{AH}$	Si	No	No	No	No

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

## 4.2 Resultados de la modelación

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 PandasBiogeme (Bierlaire, 2018). Respecto al modelo MIMIC, los parámetros de la ecuación presentan signos positivos, es decir, al ser mujer joven y con 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 beneficia a las mujeres en mayor medida.

En este caso, el signo esperado para la variable Joven es positivo, 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 justamente concluye, mediante una modelación de clases latentes, que los jóvenes son quienes dan mayor importancia al confort en el viaje en transporte público que los más adultos.

Respecto a la ecuación de medición, el parámetro fijado corresponde al indicador 2, que hace referencia a dejar pasar el bus con tal de esperar otro con asientos disponibles. 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  $\beta_{AH}$  sea negativo dado que también incorpora el efecto del tiempo de viaje. Respecto al signo de los tres 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 se obtuvo significancia en todos ellos y el signo correcto, 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
$\beta_{TC}$	-0,0328	0,00761	-4,31
$\beta_{TV}$	-0,107	0,0645	-1,65
$\beta_{TE}$	-0,0329	0,008	-4,1
$\beta_{Costo}$	-0,000105	0,0000366	-2,88
$\beta_{AH}$	-0,0974	0,0249	-3,91

### 4.3 Análisis de los resultados y comparación con estudios previos

Tomando los resultados obtenidos del modelo estimado se puede realizar un análisis respecto a tasas marginales de sustitución (TMS). Dado que no se presenta un parámetro de costo en la modelación no se pudo obtener los valores subjetivos de los tiempos, sin embargo, se obtuvo la TMS entre el tiempo de caminata 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.

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

Para plasmar el análisis se muestra en la gráfica de la izquierda de la Figura 4 la TMS para el caso de una mujer, joven y con ingreso alto. Para simplificar la visualización, en la gráfica se consideran 3 niveles de densidad y un horizonte de 30 minutos de tiempo de viaje. De la misma manera, se reproduce en la gráfica de la derecha la TMS para el caso de un hombre, joven y con ingreso alto.

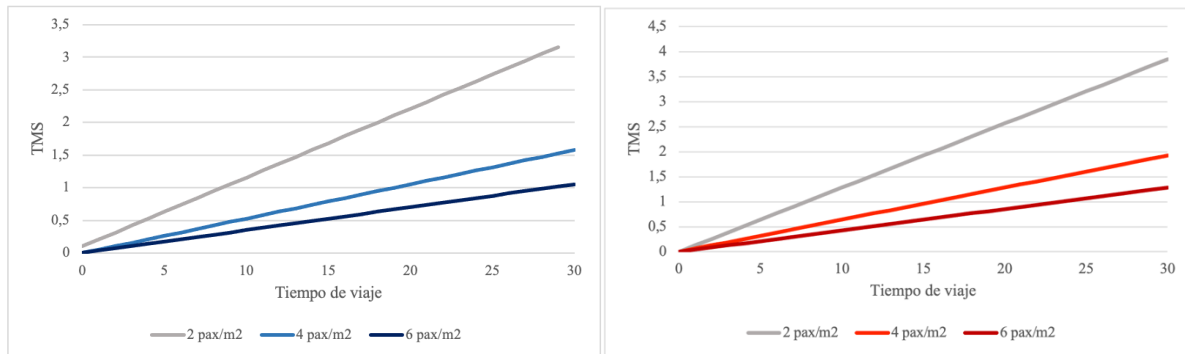


Figura 3: Tasa marginal de sustitución entre tiempo de caminata y tiempo de viaje en transporte público

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 del tiempo de viaje. Los demás perfiles posibles dada la ecuación estructural del modelo se pueden ver en la Tabla 7.

Tabla 7: 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	Perfil 5	Perfil 6	Perfil 7	Perfil 8
IA	Si	Si	No	Si	No	Si	No	No
Joven	No	Si	No	No	Si	Si	No	Si
Sexo	Si	Si	Si	No	Si	No	No	No
AH	1,832	1,6	1,566	1,546	1,334	1,314	1,28	1,048
$TMS_{TC,TV_{TP}}$	1,38	1,58	1,61	1,63	1,89	1,92	1,97	2,41

Adicionalmente, se puede comparar estos resultados con las investigaciones previas. 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. Además, 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. Con los resultados extraídos se puede notar que nuestras TMS superan las determinadas por Batarce et al. (2015) en un escenario sin pandemia en el sobre todo en el caso de 6 pax/m2 densidad donde el mínimo valor de TMS de esta investigación es de 1,38.

Finalmente, al comparar los resultados de este trabajo para un tiempo de viaje de 30 minutos y las TMS presentadas por el estudio pre-pandémico se puede notar que, la TMS aumenta en un 42 por ciento para el caso con menor TMS presentados en la Tabla 7. Por tanto, independiente del perfil de la persona, se ha incrementado esta tasa.

## 5 CONCLUSIONES

A modo de conclusión, tenemos 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. Así mismo, al estimar un modelo híbrido nos permitió cuantificar la aversión al hacinamiento según algunos atributos de la persona, concluyendo que las mujeres jóvenes y que tienen ingreso alto mantienen el nivel más alto de aversión.

Adicionalmente, se logró comparar los resultados de esta investigación con investigaciones previas de elección modal en Santiago pero previos a la pandemia (COVID-19). 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, ha aumentado en al menos un 42 por ciento la TMS en comparación al estudio pre-pandémico.

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 permitirán 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 entre los modelos MIMIC correspondientes y también, pueden presentarse posibles cambios en otras variables del modelo. En esta misma línea, esta segunda muestra nos permitirá reconocer si la variación en las TMS entre un escenario pre-pandémico a uno totalmente pandémico mantiene las diferencias presentadas en este trabajo o disminuyen/aumentan.

Además, parte del trabajo futuro es pulir la metodología de la estimación de los niveles de servicio tanto para los modos privados como para el transporte público. Sumado a esto, se espera incluir la variable de costo dentro de la modelación lo que permitirá determinar los valores subjetivos de tiempo. Así, se puede 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 que existe con estudios previos dado que los datos justamente se generan en contextos diferentes y se debe tener en consideración a analizar.

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 sobre la planificación de transporte público. En este caso, dado la situación sanitaria las percepciones cambiaron y esto influye en las elecciones de transporte que toman las personas. Pensar que el efecto del hacinamiento se mantiene igual a como era antes de la pandemia puede producir sobreestimaciones de la demanda en transporte público. Sin embargo, se espera que la aplicación de la segunda muestra de la encuesta permite afirmar nuevamente estos resultados o plantear un escenario intermedio.

## 6 REFERENCIAS

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. (2018). *PandasBiogeme: a short introduction*. EPFL (*Transport and Mobility Laboratory, ENAC*).

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.

MDS (2017) **Encuesta de caracterización sociodemográfica (CASEN)**. Ministerio de desarrollo social de Chile, 2017.

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

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.

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.

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., 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.

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.

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>.

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.