

FORMACIÓN DE HÁBITOS E INTERACCIÓN SOCIAL EN LA EVASIÓN DE LA TARIFA DEL TRANSPORTE PÚBLICO

Marco Batarce

Facultad de Economía y Gobierno, Universidad San Sebastián, Santiago
marco.batarce@uss.cl

RESUMEN

En Santiago, la tasa de evasión ha estado por encima del 20% en los últimos 20 años, superando el 40% en 2023. Además, la evasión ha aumentado constantemente desde el comienzo de Transantiago. El objetivo principal de este trabajo es probar que la persistencia en la evasión se debe a la formación de hábitos e interacción social. La hipótesis es que la persistencia de la tasa de evasión en Santiago se debe a estos factores. Para probarla se adopta un enfoque de modelación basado la elección discreta. Un efecto positivo de evadir en el periodo anterior sobre la decisión de evadir en el periodo actual indicaría la formación de hábitos. Un efecto positivo de la evasión promedio sería una señal de la interacción social sobre la decisión de evadir de un individuo. Los resultados confirman estos efectos parcialmente. Cuando una persona no paga aumenta la probabilidad de que vuelva a hacerlo en cerca del 50% de los usuarios. Cuantas más personas no pagan, mayor es la probabilidad de que una persona lo haga.

Palabras claves: Transporte público, evasión, hábitos, interacción social

ABSTRACT

In Santiago, the evasion rate has been above 20% in the last 20 years, exceeding 40% in 2023. In addition, evasion has steadily increased since the beginning of Transantiago. The main objective of this work is to prove that persistence in avoidance is due to the formation of habits and social interaction. The hypothesis is that the persistence of the evasion rate in Santiago is due to these factors. To test it, a modeling approach based on discrete choice is adopted. A positive effect of avoidance in the previous period on the decision to avoid in the current period would indicate the formation of habits. A positive effect of average avoidance would be a signal of social interaction on an individual's decision to avoid. The results confirm these effects, that is, when a person does not pay, the probability that he will do it again increases, and the more people who do not pay, the greater the probability that a person will do so.

Keywords: Public transport, evasion, habits, social interaction

1. INTRODUCCION

La evasión de pagos en los sistemas de transporte público ocurre en todos los países y cuesta miles de millones de dólares en todo el mundo; sin embargo, en gran parte no se ha estudiado (Dai et al., 2018). La evasión tarifaria es un problema generalizado debido a la imposibilidad de impedir completamente el embarque de los pasajeros sin un boleto válido (Kooreman, 1993). Afecta tanto a los ingresos del sistema como a la percepción de la calidad y seguridad del servicio percibida por los usuarios (Allen et al., 2019; Killias et al., 2009). Por ejemplo, en la región París-Ile de France, el Tribunal de Cuentas francés informó que la tasa de fraude en buses y tranvías aumentó de alrededor del 9% en 2009 al 14% en 2014, pero reconoció que estos porcentajes están subestimados (Dai et al., 2018). También indican que, en 2013, el número de viajes sin un boleto válido ascendió a 14 millones de viajes en el RER (red de trenes suburbanos), 23 millones en tranvías, 84 millones en el metro y 123 millones en los autobuses. En Nueva York, la Autoridad Metropolitana de Transporte afirmó que la agencia habría perdido más de US \$ 300 millones debido a la evasión de tarifas para fines de 2019 (Guse, 2019a), y las tasas de evasión de tarifas han aumentado del 13% en 2017 al 25% en 2019 (Guse, 2019b). En Santiago, la tasa de evasión ha estado por encima del 20% en los últimos 20 años, alcanzando el 40% en 2023.

El objetivo principal de este proyecto es el estudio de la evasión de tarifas. Un análisis preliminar de los datos de Santiago muestra una correlación positiva entre el aumento de las tarifas y las tasas de evasión. Además, los modelos lineales de datos de panel sugieren que la situación laboral influye en la evasión. Un aumento en la tasa de empleo conduce a un aumento en la evasión. Otras variables asociadas con la operación del autobús pueden estar afectando el nivel de evasión de tarifas, como la calidad del servicio y el hacinamiento. La literatura sobre transporte se ha centrado en explicar las causas (Barabino et al., 2015; Guarda et al., 2015; Troncoso y de Grange, 2017; Cools et al., 2018; Delbosc y Currie, 2016a, 2018), modelando el comportamiento (Barabino et al., 2013; Kooreman, 1993), o estudiar medidas óptimas de control (Boyd et al., 1989; Sasaki, 2014; Barabino et al., 2014). Este estudio investigará más allá de estos efectos. A medida que la evasión de tarifas ha aumentado constantemente desde el comienzo de Transantiago, nos enfocamos en probar la presencia de formación de hábitos e interacciones sociales en la evasión de tarifas.

En el marco de modelación de utilidad aleatoria, entendemos la dependencia de la utilidad en la decisión de evasión en el viaje anterior como formación de hábitos. A su vez, la interacción social es la dependencia de la utilidad del número de usuarios del transporte público que evaden la tarifa. Nuestra hipótesis es que la persistencia de la tasa de evasión en Santiago se debe a estos factores.

Hasta donde sabemos, ningún estudio ha estudiado la interacción social en la evasión de tarifas. El artículo más cercano, Allen et al. (2019), formula modelos probit ordenados con ecuaciones estructurales desagregadas utilizando datos de una encuesta de satisfacción recopilada en Santiago. Concluyen que hay un efecto de contagio. En este artículo se desarrolla un modelo estructural basado en el supuesto de que la evasión es una elección racional como los modelos económicos de la actividad criminal (Becker, 1968). La información disponible corresponde a datos de panel con tasas de evasión de empresas con registros mensuales de enero de 2007 a diciembre de 2011 y trimestrales de enero de 2012 a diciembre de 2018. Por lo tanto, estimaremos un modelo de elección discreta de parámetros aleatorios basado en Berry (1994), pero con la extensión necesaria para

tener en cuenta la interacción social similar a la de Brock y Durlauf (2001a) y la formación de hábitos de manera similar a Adamowicz (1994) y Shachar (2003).

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Los investigadores han analizado la evasión de tarifas desde diferentes enfoques. Inicialmente, la investigación se centró en las barreras físicas y el control de los boletos para reducir la evasión. Sin embargo, durante las últimas dos décadas, la literatura ha buscado analizar y explicar el fenómeno de la evasión a través de estudios que se centran en las características de los evasores, ya sean socioeconómicos, demográficos, sus viajes, ética y percepciones (Barabino et al., 2020; Delbosc y Currie, 2018; Reddy et al., 2011).

Debido a las dificultades para controlar el acceso a los sistemas de transporte de los evasores, estas medidas suelen combinarse con la inspección aleatoria de los pasajeros que utilizan el servicio (Kooreman, 1993). El control de boletos consiste en inspectores que abordan el vehículo, validan qué pasajeros no han pagado la tarifa o no tienen un boleto o pase válido, interactúan con el infractor y proceden a emitir la multa o llamar a un oficial de policía, si corresponde (Suquet, 2010). Boyd (2020) aclara que el mero aumento en el número de auditores no es una solución total para la evasión. Los costes económicos y logísticos, además de la variabilidad de las tasas de evasión, tanto entre días como en diferentes momentos, implican que la probabilidad de ser auditado es extremadamente baja en los sistemas de control aleatorio.

Clarke et al. (2010) estudiaron los efectos de la probabilidad de ser auditado y multado (condicionado a ser un delincuente) sobre la tasa de evasión en la ciudad de Edmonton en Canadá. Los autores recolectaron el número de controles, la tasa de evasores detectados y la tasa de multas realizadas semanalmente entre enero de 2005 y marzo de 2008. Antes de una reducción en la tasa de controles, no había variaciones en la evasión promedio. En contraste, después de un aumento en el número de multas emitidas a los infractores de 4.7% a 77%, la evasión disminuyó de 5.5% a 4.2%.

Killias et al. (2009) obtienen resultados diferentes para Zurich después de incorporar inspectores en todos los trenes a partir de las 21:00 h. Las tasas de evasión se redujeron de cifras cercanas al 3,5 por ciento en 2003 a menos del 1 por ciento en 2006. En este caso, los autores obtienen que la reducción de la evasión se produce a lo largo de las horas de funcionamiento del servicio y no sólo al anochecer. Los diferentes efectos de los cambios de inspección en las tasas de evasión sugieren que la relación no es necesariamente unidireccional, ni puede analizarse sin aislar otros efectos o posibles causas (Boyd, 2020). También se han estudiado las normas sociales y los mensajes relacionados con la evasión, que muestran resultados en el comportamiento de los pasajeros en el sistema ferroviario de Francia (Ayal et al., 2021).

Guarda et al. (2016) proponen una estructura de cuatro pasos para evaluar e implementar estrategias de inspección de evasión para Transantiago, Chile, específicamente para el sistema de buses. Mediante una regresión binomial negativa estima el efecto de las variables asociadas al control sobre el número de evasiones para cada parada del sistema, desarrollando una heurística para determinar qué paradas deben controlarse en cada bloque horario. Correa et al. (2017) estudian una

optimización de las estrategias de inspección de evasión en sistemas de buses basadas en un juego de Stackelberg y lo aplican a rutas de viaje aleatorias del sistema de transporte de Ámsterdam, estimando los beneficios del sistema en aproximadamente un 5% promedio para las rutas.

Por el lado de los usuarios, diferentes estudios basados en encuestas y grupos focales han abordado las características personales de los evasores. Barabino et al. (2014) buscaron identificar el nivel óptimo de inspección de boletos para un sistema de transporte urbano en autobús utilizando un modelo económico teórico basado en datos de operación del servicio, percepciones de los usuarios y características de los pasajeros y sus viajes. Muestran una aplicación para el área metropolitana de la isla italiana de Cerdeña con datos entre 2011 y 2013, obteniendo que el nivel de inspección que maximiza los ingresos no minimiza la tasa de evasión. Posteriormente, para la capital de la isla, Barabino y Salis (2019), utilizando información de más de 57 mil inspecciones en paradas de ómnibus y casi 22 mil encuestas, estimó que el nivel óptimo de control que maximiza los ingresos del sistema está entre 3,4% y 4%.

Además, para Cagliari, los mismos autores desarrollaron un modelo Logit para estimar la probabilidad de evadir el pago de tarifas a través de 2177 encuestas obtenidas de usuarios a bordo de autobuses en 2012 (Barabino et al., 2015). Las variables que inciden positivamente en la probabilidad de evasión fueron: ser hombre menor de 26 años, ser estudiante o desempleado, tener un bajo nivel educativo y no tener otras alternativas de transporte. En términos de comportamiento, los autores muestran que aquellos que tienen una mala percepción del servicio hacen más de dos viajes al día, y aquellos que hacen viajes cortos también tienen una mayor propensión a evadir. Finalmente, indican que aquellos previamente multados y que tengan una menor percepción de la probabilidad de ser auditados serán evasores con una mayor probabilidad. Más recientemente, Barabino y Salis (2020), con una muestra de 4404 encuestas aplicadas a bordo de autobuses, utilizaron modelos Logit para estimar la probabilidad de evadir a los usuarios del sistema de transporte de Cagliari diferenciando entre estudiantes, trabajadores y desempleados, obteniendo que las variables relevantes para evaluar la propensión a no pagar son diferentes entre los grupos.

Del mismo modo, Cools et al. (2018) buscaron identificar los factores explicativos de la evasión de tarifas para la región de Flandes en Bélgica. Estiman un modelo Logit, utilizando 636 encuestas de usuarios del sistema de transporte recopiladas entre 2012 y 2013. Obtuvieron que el sexo, la edad, la percepción de calidad, la probabilidad percibida de ser monitoreado y conocer los sistemas de transporte libre, afectan la probabilidad de evasión. También muestran que la posibilidad de tener un conocido cercano evadiendo el pago depende de las mismas variables además del nivel de ingresos del encuestado.

Para el sistema de transporte de Atenas, Milioti et al. (2020) examinaron tanto la probabilidad de que un usuario evada la tarifa como la probabilidad de que ayude a otra persona a hacerlo a través de una encuesta recopilada en 2018 (N = 304). Utilizando un modelo Logit, los autores obtuvieron que los usuarios masculinos, jóvenes y de bajos ingresos que están estudiando o están jubilados, y los usuarios de mayor frecuencia tendrán más probabilidades de evadir y ayudar a otros evasores (Milioti et al., 2020).

En Colombia, Guzmán et al. (2021) consideraron características sociodemográficas, satisfacción de los usuarios, registro de evasión, percepciones y características de viaje para predecir la

probabilidad de evadir el pago de tarifas en el sistema de transporte Transmilenio utilizando un modelo Logit. Los autores obtienen que los usuarios masculinos, jóvenes y previamente evasivos tienen una mayor propensión a evadir. En contraste, las multas, las horas de retención y la certeza percibida de tener un castigo también son relevantes.

En Melbourne, Australia, Delbosc y Currie (2016b) utilizaron análisis cualitativos de grupos focales con 67 participantes de los suburbios con acceso a autobuses y trenes para caracterizar cuatro tipos de evasores: accidental; evasores "no es mi culpa"; tomadores de riesgos y evasores de "carrera". En la misma ciudad, pero a través de un análisis de conglomerados basado en 1561 encuestas de usuarios del sistema de transporte, los investigadores generaron tres perfiles de usuarios del sistema de transporte: evasores deliberados, evasores no intencionales y usuarios que nunca han evadido (Delbosc y Currie, 2016a). Entre las variables significativas que predicen la probabilidad de evasión se encuentran la percepción de la probabilidad de ser descubierto y multado, el rango de edad y la frecuencia de los viajes. Currie y Delbosc (2017) analizaron los rasgos de personalidad de los evasores voluntarios e involuntarios utilizando un modelo de ecuaciones estructurales. Obtuvieron que la facilidad percibida de evasión, la honestidad y la actitud permisiva predicen mejor la probabilidad de evasión para ambos tipos. Además, las competencias en el uso del sistema de pago también son relevantes para los involuntarios.

En Chile, Guarda et al. (2015) utilizaron un modelo de regresión de conteo para explicar los altos niveles de evasión en el sistema de transporte público de Santiago de Chile (Transantiago). Utilizando datos del Ministerio de Transporte de octubre de 2012, encontraron que las variables que afectan positivamente el número de evasores fueron: el número de pasajeros a bordo, el número de pasajeros que descienden por la puerta utilizada, la capacidad del autobús y el tiempo (a medida que avanza el día, evasión más significativa). El nivel socioeconómico del distrito de embarque también muestra efectos sustanciales.

Troncoso y de Grange (2017) desarrollaron un modelo de series temporales para analizar la evasión en el sistema Transantiago utilizando información mensual entre enero de 2009 y marzo de 2016 (N=86). Utilizan la tasa de desempleo de la ciudad, la tarifa y el número de inspecciones de boletos como variables explicativas y asumen que los errores siguen un proceso de ARMA. Los resultados muestran que con un aumento del 10% en la tarifa, la evasión se reduce en dos puntos porcentuales. Destacan el poco efecto de la inspección sobre la evasión: duplicar los controles reduce la tasa de evasión en 0,8 puntos porcentuales.

Porath y Galilea (2020) desarrollaron un modelo longitudinal para identificar efectos relevantes sobre la evasión en el sistema de transporte de Santiago. Los autores incorporan variables que describen el sistema de autobuses, macroeconómicas y sociopolíticas. Los resultados indican que la tasa de evasión del período anterior y de hace 12 meses tiene efectos positivos en la evasión del período siguiente. Por el contrario, el índice de aprobación del gobierno y el nivel de monitoreo tienen un impacto negativo.

Munizaga et al. (2020) utilizan una matriz origen-destino de una semana de abril de 2013 (20 millones de viajes, 29 millones de etapas de viaje) para analizar los sesgos en la medición de la evasión. Desarrollaron un método secuencial para estimar los factores de corrección, utilizando información de observadores de incógnito con casi 510 mil registros de paradas, diez mil viajes en

autobús y encuestas de origen-destino del metro. Los autores definen la evasión completa a la tarifa como la evasión en todos los tramos de un viaje. Por otro lado, la evasión parcial de tarifas es solo evasión en una de las etapas del viaje. Los autores obtienen que la evasión alcanza el 37% para los viajes realizados solo en autobús y el 20% para el total de viajes. Esta diferencia se debe a que los viajes con un tramo en el metro son casi todos pagados.

3. METODOLOGÍA

El problema consiste en estimar un modelo de elección discreta con parámetros aleatorios utilizando datos agregados. Por lo tanto, utilizamos métodos como Berry (1994) y Berry et al. (1995). Además, el modelo debe incluir los efectos de la interacción social y la formación de hábitos.

El enfoque adoptado para formular el modelo se basa en el estudio económico del crimen, siguiendo el enfoque de elección racional propuesto por Becker (1968). Según Witte y Witt (2002), el modelo económico del delito es un modelo estándar de toma de decisiones en el que los individuos eligen entre la actividad delictiva y la actividad legal en función de la utilidad esperada de esos actos. En este caso, la actividad ilegal es evasión de la tarifa. Se supone que la participación en actividades delictivas resulta de una respuesta individual. Entre los factores que influyen en la decisión de un individuo de participar en actividades ilegales se encuentran (i) las ganancias esperadas del crimen en relación con las ganancias del trabajo legal, (ii) la posibilidad (riesgo) de ser atrapado y condenado, (iii) el alcance del castigo y (iv) las oportunidades en actividades legales.

Primero se debe especificar una ecuación para capturar los incentivos en la decisión criminal. Por ejemplo, el modelo económico sobre crimen considera que el criminal comete un delito si la ganancia esperada de la actividad criminal excede la ganancia de la actividad legal, generalmente trabajo. Por ejemplo, Witte (1980) formuló y estimó un modelo desagregado, encontrando que la certeza del castigo tiene un efecto más significativo para los delincuentes relativamente menores, como en el caso de los evasores de tarifas. Cornwell y Trumbull (1994) estimaron un modelo agregado utilizando datos de panel para abordar la heterogeneidad y simultaneidad no observadas. Sus resultados indican que los incentivos para la aplicación de la ley son débiles. Más recientemente, Viren (2001) formuló un modelo de comportamiento criminal que extiende el modelo convencional de trabajo-ocio para distinguir entre diferentes formas de trabajo, algunas de las cuales son ilegales. El modelo se estima con datos agregados y muestra que el castigo es esencial para la disuasión del crimen. La mayoría de los estudios económicos sobre el crimen consideran que las personas eligen entre actividades legales e ilegales para vivir. Sin embargo, este artículo se centra en la evasión de tarifas, que es una falta y complementa actividades legales como el trabajo. De hecho, los usuarios del transporte público no pagan la tarifa cuando van a trabajar. En esta línea, McCorkle et al. (2012) estudian los factores sobre la elección de los consumidores de comprar o robar música (piratería) mediante un modelo que integra teorías económicas y actitudinales. Estiman el modelo utilizando datos de una encuesta y modelos de ecuaciones estructurales.

La literatura económica sobre la formación de hábitos se ha introducido principalmente en el consumo a través de modelos financieros y macroeconómicos. Becker y Murphy (1988) incluyeron hábitos en la función de utilidad para describir el comportamiento de consumo de bienes nocivos

(por ejemplo, cigarrillos, bebidas alcohólicas, drogas). Teles y Andrade (2005) fusionaron el modelo de comportamiento y hábito ilegal de Becker y Murphy (1988) con el enfoque de crimen y castigo de Becker (1968). Sus resultados teóricos son que el hábito (i) reduce el nivel de criminalidad; (ii) reduce el efecto marginal de las actividades ilegales sobre la delincuencia; y (iii) reduce la eficacia del castigo. El tercer resultado es consistente con el comportamiento de evasión de tarifas en Santiago, donde ha aumentado a pesar del mayor control y castigo.

Los modelos empíricos de formación de hábitos en la elección discreta se han desarrollado en ciencias políticas, economía ambiental y organización industrial (como modelos dinámicos de elección discreta). Adamowicz (1994) formuló y estimó un modelo de elección del sitio de recreación, que depende de decisiones previas. Adamowicz afirma que el modelo correcto es dinámico, y los usuarios con visión de futuro consideran el efecto de la elección actual en el futuro. Compara modelos dinámicos y estáticos estimados con datos desagregados. Concluye que los elementos dinámicos influyen en la elección, y el uso del consumo anterior como atributo es una mejora sobre los modelos estáticos de elección. Shachar (2003) estima un modelo de comportamiento de los votantes en el que la persistencia del voto se debe en parte a la dependencia de la provisión de servicios públicos en la decisión de la votación anterior. El efecto del hábito se evalúa utilizando la estimación de un modelo estructural y datos desagregados. El parámetro estructural del hábito implica que el impacto de las votaciones anteriores en la decisión actual es fuerte. Shachar también afirma que un individuo con visión de futuro consciente del proceso de formación de hábitos debe considerar las consecuencias futuras de su decisión actual. Sin embargo, debido al conjunto de datos utilizados en su estudio, Shachar asume que el votante no es consciente del proceso de formación de hábitos.

Por otra parte, los modelos basados en la interacción social se basan en la teoría de juegos, ya que la recompensa del agente depende de la elección hecha por otros agentes. Es decir, la decisión de cada usuario depende de las decisiones de los demás. Manski (1993) estudió un modelo de regresión del comportamiento en grupos grandes en el que el comportamiento individual varía linealmente con (i) el comportamiento medio en el grupo (expresando interacciones endógenas), (ii) con los valores medios de los atributos exógenos de los miembros del grupo (expresando interacciones contextuales) y (iii) con características personales que pueden ser similares entre los miembros del grupo (expresando efectos correlacionados). Demostró que no se podían identificar los efectos de interacción endógenos y contextuales. Por lo tanto, los datos no revelan si el comportamiento grupal afecta el comportamiento individual o el comportamiento grupal es simplemente la agregación de comportamientos individuales. La investigación empírica en interacción social ha encontrado que los individuos son más propensos a cometer delitos si sus compañeros cometen delitos. Por ejemplo, Bernasco et al. (2017) y Glaeser et al. (1996) encuentran evidencia de delitos generales, Dong y Torgler (2012) de corrupción, y Fortin et al. (2007) y Alm et al. (2016) de evasión fiscal.

Reif (2019) desarrolla un modelo de consumo que incorpora tanto la adicción (hábito) como las interacciones sociales. La adicción se modela como el stock del individuo de consumo pasado del bien adictivo y la interacción social como la expectativa del consumo medio por parte de otros consumidores en su grupo de referencia. Esta configuración conduce a un modelo dinámico con interacciones sociales. Reif muestra que, bajo ciertas condiciones, las interacciones sociales refuerzan los efectos de la adicción. La dinámica introducida por la adicción puede resolver el

problema de identificar los efectos causales de las interacciones sociales. Xua y van 't Veld (2019) analizan un modelo teórico de delincuencia con interacción social y encuentran que la influencia social puede mejorar o reducir la efectividad de la aplicación. Las políticas de aplicación pueden tener un impacto diferente en diferentes grupos, dependiendo del grado de influencia social.

Brock y Durlauf (2001a, 2001b, 2007) estudian la estimación e identificación de modelos de elección discreta con interacciones sociales. En este caso, la identificación es menos exigente que el estudio del modelo lineal de Manski (1993). Si bien algunas condiciones de identificación son necesarias y suficientes en los modelos de elección binaria, en el modelo lineal, solo son necesarias Brock y Durlauf (2001b). Esta diferencia se debe a la relación no lineal entre el efecto grupal promedio (interacción social) en la respuesta individual.

3.1. Datos disponibles

Los datos disponibles consisten en series de tasas de evasión desde el tercer trimestre de 2007 hasta el último trimestre de 2018 y fueron obtenidos desde el Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM). Aunque existen datos de evasión a nivel mensual, estos están disponibles solo hasta el año 2012, por lo que preferimos agregar temporalmente los datos a nivel trimestral. Además, los datos de evasión están desagregados por empresas. Las empresas que operaron antes de 2012 fueron agrupadas de acuerdo con las que operan desde el 2012. Por lo tanto, formamos un panel de datos de evasión donde los individuos corresponden a servicios agrupados según las empresas del 2012 y las series de tiempo son trimestrales.

La información complementaria corresponde a las tasas de inspección de pasajeros en los buses, la tarifa y la multa. La tasa de inspección se utiliza para determinar la probabilidad de ser controlado y la multa esperada según esa probabilidad. El monto de la multa no cambia a lo largo de todo el periodo de estudio, pero como el valor relevante desde el punto de vista de los usuarios es la multa esperada, ésta cambia en cada periodo y se calcula como el producto de la multa por la probabilidad de ser controlado.

Además, se recolectó información de ingresos en la región metropolitana. La fuente de estos datos es la Encuesta Suplementaria de Ingresos, que realiza el Instituto Nacional de Estadísticas (INE) desde 2010 hasta el presente. Como no tenemos información de la distribución para los años previos a 2010, asumimos que la distribución es la misma que la de ese año. Como el modelo que formulamos es agregado, no necesitamos el ingreso individual, sólo su distribución. Esto queda claro en la siguiente sección.

3.2. Formulación del modelo

Formulamos un modelo de elección discreta y lo estimamos utilizando los datos agregados disponibles. El estimador propuesto está basado en Berry (1994) y Berry et al. (1995). Este tipo de estimador utiliza información agregada sobre particiones de mercado para estimar los parámetros de un modelo de comportamiento individual. Se fundamenta en suponer que la partición observada es la agregación de las decisiones de individuos que maximizan su utilidad. Por lo tanto, la fracción de usuarios que no pagan es la suma (o la integral) de las decisiones individuales sobre las variables que determinan tales decisiones. Por ejemplo, si la decisión individual de no pagar está determinada

por el ingreso, entonces la fracción de evasores debe ser la suma de las decisiones individuales para cada ingreso. Esto se traduce en integrar las decisiones individuales sobre la distribución del ingreso. Además, necesitamos extender este modelo para incluir el efecto de la formación de hábitos y la interacción social.

El efecto de formación de hábitos implica que el modelo debe incluir la elección en períodos anteriores en la función de utilidad. Este modelo puede o no asumir usuarios prospectivos, dependiendo de los supuestos y los datos (por ejemplo, Shachar, 2003; Erdem y Keane, 1996). La principal dificultad es que no se observa la decisión anterior. Por lo tanto, necesitamos calcular la probabilidad esperada con respecto a la última elección. Como observamos la probabilidad de evasión de tarifas en el período anterior, podemos calcular esta probabilidad esperada marginando (integrando sobre variables no observadas). En general, los modelos dinámicos de elección discreta paramétricos con datos desagregados están identificados. Sin embargo, la información agregada puede imponer condiciones para identificar todos los parámetros.

El efecto de interacción social se puede introducir en el modelo incluyendo la probabilidad de evasión en la función de utilidad. Esta formulación asume que el comportamiento del individuo depende del comportamiento de los demás. Suponemos que un individuo puede estimar la fracción de pares que no pagan más fácilmente que el número de pares que no pagan. Este enfoque implica que la probabilidad resultante es un equilibrio. Batarce e Ivaldi (2014) estiman un modelo similar utilizando un estimador semiparamétrico de dos etapas. También prueban que el modelo se identifica (localmente) debido a la no linealidad de la función de probabilidad. Además, la identificación de este modelo se puede obtener cuando el dominio es grande.

El modelo econométrico se puede especificar de la siguiente manera. Considere a un individuo económicamente racional que decide si paga o no la tarifa del bus. Esta decisión binaria se basa en comparar la utilidad esperada de ambas situaciones. Supongamos que el individuo es neutral al riesgo. La utilidad que el individuo obtiene de las alternativas es:

$$\text{Utilidad de pagar: } U_{it}^p = \alpha(I_{it} - p_t) + \varepsilon_{it}^p$$

$$\text{Utilidad de no pagar: } U_{it}^{np} = \alpha(I_{it} - \pi_t F_t) + \beta S_{it} + \gamma y_{i(t-1)} + \varepsilon_{it}^{np}$$

donde I_{it} es el ingreso del individuo i en el período t , p_t es la tarifa del bus, π_t es la probabilidad de inspección del boleto, F_t es la multa a pagar cuando se inspecciona sin un boleto válido, S_{it} es la interacción social medida como la proporción de evasores de tarifa que el individuo percibe i en el período t , $y_{i(t-1)}$ es la decisión del individuo en el período $t-1$, que vale a 1 si el individuo no paga y 0 en caso contrario. Los parámetros del modelo α , β y γ representan la utilidad marginal del ingreso, el efecto de interacción social y los hábitos, respectivamente. El parámetro γ es un proxy del hábito y no su indicador directo ya que no hemos validado que el proceso de decisiones es de Markov. Los componentes aleatorios ε_{it}^p y ε_{it}^{np} son características individuales no observables que distribuyen el valor extremo de Tipo I. Por lo tanto, el individuo no paga si $U_{it}^{np} - U_{it}^p > \varepsilon_{it}^{np} - \varepsilon_{it}^p$, lo que implica que la probabilidad de no pagar es $\Pr(\text{no pagar}) = \Lambda(U_{it}^{np} - U_{it}^p)$ donde Λ es la función de distribución acumulada logística. El

equilibrio auto-consistente significa que la proporción observada de evasores de la tarifa, s_t , es igual a la percibida por el individuo, S_{it} . Además, la probabilidad esperada de evadir es s_t .

Como tenemos datos agregados, la variable $y_{i(t-1)}$ no es observable, necesitamos integrarla. Además, si asumimos parámetros aleatorios, también necesitamos integrar sobre ellos. La ecuación de estimación será:

$$s_t = \int_{\theta} \int_{y_{t-1}} \Lambda(\alpha(p_{it} - \pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma y_{i(t-1)}) dF(\theta) dF(y_{t-1})$$

$$= \Pr(\text{no pagar en } t-1) \int_{\theta} \Lambda(\alpha(p_{it} - \pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) dF(\theta) + \quad (1)$$

$$(1 - \Pr(\text{no pagar en } t-1)) \int_{\theta} \Lambda(\alpha(p_{it} - \pi_t F_t) + \beta s_t) dF(\theta)$$

$$s_t = \int_{\theta} [s_{t-1} \Lambda(\alpha(p_{it} - \pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) + (1 - s_{t-1}) \Lambda(\alpha(p_{it} - \pi_t F_t) + \beta s_t)] dF(\theta) \quad (2)$$

donde $\theta = (\alpha, \beta, \gamma)$ y F es la distribución de probabilidad. En la última ecuación, la probabilidad de evadir se reemplaza por la proporción observada de evasores. En este caso usamos mínimos cuadrados no lineales y calculamos la integral de los parámetros mediante simulación de Monte Carlo.

En el modelo podemos incluir el efecto del ingreso sobre la evasión mediante una utilidad marginal dependiente del ingreso personal. Esto significa que el parámetro α depende del ingreso del individuo. Para esto debemos considerar que los datos de ingreso muestran que una fracción de los usuarios que no tienen ingreso. Supongamos que en el periodo t la fracción de usuarios sin ingreso personal es ϕ_t y que la distribución del ingreso de las personas con ingreso está determinada por la función de distribución G_t . Podemos escribir la utilidad marginal de ingreso como una función del ingreso personal, I , tal que $\alpha = \alpha(I)$. Aunque no conocemos el ingreso individual, la evasión agregada que se observa corresponde al valor esperado de la evasión para cada individuo con un ingreso dado. La expresión de la evasión esperada sería:

$$s_t = \phi_t \int_{\theta} [s_{t-1} \Lambda(\alpha_0(p_t - \pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) + (1 - s_{t-1}) \Lambda(\alpha_0(p_t - \pi_t F_t) + \beta s_t)] dF(\theta) +$$

$$(1 - \phi_t) \int_{\theta} \int_I [s_{t-1} \Lambda(\alpha(I)(p_t - \pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) + (1 - s_{t-1}) \Lambda(\alpha(I)(p_t - \pi_t F_t) + \beta s_t)] dG_t(I_{it}) dF(\theta) \quad (3)$$

donde el efecto de la tarifa y la multa esperada para personas sin ingreso personal es α_0 y para las con ingreso es $\alpha(I) = \alpha_1 + \alpha_2 I$.

3.3. Método de estimación

Para estimar el modelo usamos mínimos cuadrados no lineales simulados. Esto permite incluir efectos aleatorios en los parámetros y el efecto del ingreso en la agregación. La estimación con este método es consistente sólo si el número de simulaciones es grande, ya que la integral de la función objetivo se calcula mediante simulación de Monte Carlo. Para solucionar el problema, usamos series de Halton con 500 repeticiones para la integral de los parámetros (Train, 2009). Para la integral debido a la agregación del ingreso usamos una muestra de 1000 números pseudoaleatorios.

Si denotamos por z_{it} al vector de variables $(s_{it}, s_{i(t-1)}, p_t, \pi_t, F_t)$ y por θ_1 al vector de parámetros no aleatorios $\theta_1 = (\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2)$ y por $\theta_2 = (\beta, \gamma, \sigma_\beta, \sigma_\gamma)$ al parámetro de parámetros aleatorios, la función objetivo con corrección es la siguiente:

$$F(\theta_1, \theta_2) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left\{ \left[s_{it} - \frac{1}{S} \sum_{j=1}^S \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R f(z_{it}, \theta_1, \theta_2^j, I_t^k) \right]^2 - \frac{1}{S(S-1)} \sum_{j=1}^S \left[\frac{1}{R} \sum_{k=1}^R f(z_{it}, \theta_1, \theta_2^j, I_t^k) - \frac{1}{S} \sum_{j=1}^S \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R f(z_{it}, \theta_1, \theta_2^j, I_t^k) \right]^2 \right\} \quad (4)$$

donde la función $f(z, \theta_1, \theta_2, I)$ está dada por la expresión:

$$f(z, \theta_1, \theta_2, I) = \phi_t [s_{t-1} \Lambda(\alpha_0(p_t - \delta\pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) + (1 - s_{t-1}) \Lambda(\alpha_0(p_t - \delta\pi_t F_t) + \beta s_t)] + (1 - \phi_t) [s_{t-1} \Lambda(\alpha(I)(p_t - \delta\pi_t F_t) + \beta s_t + \gamma) + (1 - s_{t-1}) \Lambda(\alpha(I)(p_t - \delta\pi_t F_t) + \beta s_t)] \quad (5)$$

La minimización de la función anterior conduce a un estimador-M (Hayashi, 2000) que es consistente y asintóticamente normal bajo condiciones de regularidad estándar (proposiciones 7.4 y 7.8, Hayashi, 2000).

4. RESULTADOS

Los parámetros del modelo son todos significativos (ver Tabla 1), comprobando la hipótesis de formación de hábitos y de interacción social en la decisión de evadir el pago del pasaje. Además, la distribución de los parámetros indica que estos efectos son heterogéneos. En el caso de la formación de hábitos, en promedio se observa una tendencia a no volver a evadir. Sin embargo, al considerar que los usuarios tienen preferencias heterogéneas, podemos decir que el 41% de los usuarios tiene tendencia a repetir el comportamiento evasor.

La interacción social es el más relevante. En promedio, el comportamiento del total de viajeros tiene un efecto positivo sobre los usuarios. Es decir, mientras más viajeros evaden el pago, más probable será que un usuario decida no pagar su pasaje. Aunque el efecto es heterogéneo, el 90% de los usuarios se ven positivamente influidos por el comportamiento promedio de los usuarios.

Las elasticidades de la probabilidad de no pagar respecto de las distintas variables se muestran en la Tabla 2. Para su cálculo consideramos que la probabilidad de no pagar es de 44%, que

corresponde a la evasión media del segundo semestre de 2022. Recordemos que la elasticidad respecto de una variable z en un modelo logit es $(1 - P(z))\beta_z z$. Para el ingreso, consideramos el valor medio el año 2021 según la Encuesta de Suplementaria de Ingresos (Instituto Nacional de Estadísticas, 2022), que corresponde a \$780.454. Además, consideramos una tarifa de \$700, una probabilidad se control de pasajeros de 0.004 obtenida de los datos para el año 2018 y una multa de 1 UTM a julio 2023.

Tabla 1. Resultados de la estimación de parámetros

	Estimación	Error Estándar	Test t
Tarifa, usuario sin ingreso	-0,4188	0,1347	-3,11
Tarifa, usuario con ingreso	1,0456	0,1935	5,40
Tarifa \times ingreso personal	-0,0009	0,0002	-5,08
Media Interacción social	5,6342	0,1109	50,81
Desv. Estándar Interacción social	-4,4770	0,1380	-32,44
Media Hábito	-0,3657	0,1018	-3,59
Desv. Estándar Hábito	1,6199	0,2558	6,33
Constante	-2,7942	0,0228	-122,52

Tabla 2. Elasticidad de la probabilidad de evadir el pago

Variable	Elasticidad
Tarifa, usuario sin ingreso	-0,16
Tarifa, usuario con ingreso	0,14
Multa esperada, usuario sin ingreso	-0,06
Multa esperada, usuario con ingreso	0,05
Interacción social	1,39
Hábito individuos con efecto positivo ^a	0,56
Hábito individuos con efecto negativo ^a	-0,55

^a Cambio relativo de la probabilidad de evadir en periodo t después de evadir en $t-1$.

El mayor determinante de la probabilidad de evadir es la interacción social. La decisión de evadir es elástica a la fracción de evasores percibida por un usuario. Es decir, frente a un 1% de aumento de la evasión global, la probabilidad de no pagar aumenta en un 1,4 %. El efecto hábito muestra que, en el valor medio del parámetro, la probabilidad de no pagar se reduce en un 20% si en el periodo anterior el usuario evadió el pago del pasaje. Es decir, en usuario promedio no muestra el hábito de no pagar.

Finalmente, los parámetros asociados a la tarifa muestran que la probabilidad de no pagar disminuye en los usuarios que tienen ingreso y a mayor ingreso, menor es la probabilidad. En el caso de los usuarios sin ingreso, se observa que la evasión disminuye con la tarifa. Esto se debe a que el efecto de aumentar la tarifa reduce la probabilidad de viajar sin pagar en una tasa menor que la probabilidad de viajar, pagando o no. En otras palabras, la demanda por viajes en bus es menos

elástica a la tarifa que la demanda por viajes en bus sin pagar.¹ Esto puede ocurrir, por ejemplo, cuando los usuarios pueden evadir el pago en una dirección de un viaje redondo y un aumento en la tarifa desincentiva el viaje completo.

5. CONCLUSIONES

El objetivo de este artículo es probar la hipótesis de que la evasión al pago de la tarifa en los buses de Santiago está influida por dos efectos: interacción social y hábitos. Para este objetivo se estima un modelo desagregado de decisión de evadir utilizando datos agregados. Los resultados de la estimación son consistentes con lo esperado y los parámetros son significativos, demostrando que los efectos mencionados están presentes.

La interacción social, o contagio, es el principal factor que explica la evolución de la evasión en el tiempo. Para valores de evasión mayores a 23% (dados los valores de las variables presentados en la sección 4), la decisión de no pagar es elástica a la evasión total. Es decir, cuando la evasión es mayor a este valor, un aumento de un 1% del total aumenta la probabilidad de evadir en más de un 1%. Esto indica que una medida de reducción y control del no pago de la tarifa debería fijar como meta un nivel inferior al 23%.

El efecto del hábito muestra que la mayoría de los usuarios no evaden por costumbre. Sin embargo, una fracción grande de viajeros (41%) tiende no pagar repetidamente. El cambio relativo de la probabilidad de evadir es una fracción grande que se compensa entre los usuarios que tienen el hábito de evadir con aquellos que no.

Aunque la tarifa y la multa tienen efectos estadísticamente significativos, sus efectos sobre la decisión de evadir son bajos. En el caso de la multa, el efecto sobre la evasión está determinado por la baja probabilidad que un pasajero tiene de ser controlado.

Una limitación del actual trabajo es suponer que los usuarios no deciden si pagar o no el pasaje tomando en cuenta el efecto de estas decisiones en el futuro. Aunque las decisiones pasadas determinan las del presente, un modelo dinámico propiamente tal debería incluir el efecto esperado de las acciones futuras. Un tema de investigación relevante sería determinar qué tipo de comportamiento explica mejor el comportamiento de los usuarios.

REFERENCIAS

Adamowicz, W. L. (1994). Habit formation and variety seeking in a discrete choice model of recreation demand. **Journal of Agricultural and Resource Economics**, 19-31.

¹ Si denotamos por V al evento viajar y por E a no pagar, y si la tarifa es F , entonces la probabilidad condicional de evadir dado que se viaja es $P(E|V, F) = P(V, E|F) / P(V|F)$. El efecto de la tarifa sobre $P(E|V, F)$ es negativo si $[\partial P(V, E|F) / \partial F] P(V|F) - P(V, E|F) [\partial P(V|F) / \partial F] < 0$. Agrupando y multiplicando por la tarifa se obtiene que el efecto de la tarifa es negativo si la probabilidad de viajar sin pagar es más elástica a la tarifa que la probabilidad de viajar.

- Allen, J., Muñoz, J. C., & Ortúzar, J. de D. (2019). On evasion behaviour in public transport: Dissatisfaction or contagion? **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 130, 626–651.
- Alm, J., Bloomquist, K. M., & McKee, M. (2017). When you know your neighbour pays taxes: Information, peer effects and tax compliance. **Fiscal Studies**, 38(4), 587-613.
- Ayal, S., Celse, J., & Hochman, G. (2021). Crafting messages to fight dishonesty: A field investigation of the effects of social norms and watching eye cues on fare evasion. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, 166, 9–19.
- Barabino, B., & Salis, S. (2019). Moving Towards a More Accurate Level of Inspection Against Fare Evasion in Proof-of-Payment Transit Systems. **Networks and Spatial Economics**, 19(4), 1319–1346.
- Barabino, B., & Salis, S. (2020). Do students, workers, and unemployed passengers respond differently to the intention to evade fares? An empirical research. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, 7, 100215.
- Barabino, B., Lai, C., & Olivo, A. (2020). Fare evasion in public transport systems: a review of the literature. **Public Transport**, 12 (1), 27-88.
- Barabino, B., Salis, S., & Useli, B. (2013). A modified model to curb fare evasion and enforce compliance: Empirical evidence and implications. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 58, 29-39.
- Barabino, B., Salis, S., & Useli, B. (2014). Fare evasion in proof-of-payment transit systems: Deriving the optimum inspection level. **Transportation Research Part B: Methodological**, 70, 1–17.
- Barabino, B., Salis, S., & Useli, B. (2015). What are the determinants in making people free riders in proof-of-payment transit systems? Evidence from Italy. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 80, 184–196.
- Batarce, M., & Ivaldi, M. (2014). Urban travel demand model with endogenous congestion. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 59, 331-345.
- Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. In **The economic dimensions of crime** (pp. 13-68). Palgrave Macmillan, London.
- Becker, G. S., & Murphy, K. M. (1988). A theory of rational addiction. **Journal of political Economy**, 96(4), 675-700.
- Bernasco, W., de Graaff, T., Rouwendal, J., & Steenbeek, W. (2017). Social interactions and crime revisited: an investigation using individual offender data in Dutch neighborhoods. **Review of Economics and Statistics**, 99(4), 622-636.
- Berry, S. T. (1994). Estimating discrete-choice models of product differentiation. **The RAND Journal of Economics**, 242-262.
- Berry, S., Levinsohn, J., & Pakes, A. (1995). Automobile prices in market equilibrium. **Econometrica**, 841-890.
- Boyd, C., Martini, C., Rickard, J., & Russell, A. (1989). Fare evasion and non-compliance: A simple model. **Journal of Transport Economics and Policy**, 189-197.

- Boyd, C. (2020). Revisiting the foundations of fare evasion research. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 137(May), 313–324.
- Brock, W. A., & Durlauf, S. N. (2001a). Discrete choice with social interactions. **The Review of Economic Studies**, 68(2), 235–260.
- Brock, W. A., & Durlauf, S. N. (2001b). Interactions-based models. In **Handbook of econometrics** (Vol. 5, pp. 3297–3380). Elsevier.
- Clarke, R. V., Contre, S., & Petrossian, G. (2010). Deterrence and fare evasion: Results of a natural experiment. **Security Journal**, 23(1), 5–17.
- Cools, M., Fabbro, Y., & Bellemans, T. (2018). Identification of the determinants of fare evasion. **Case Studies on Transport Policy**, 6(3), 348–352.
- Cornwell, C., & Trumbull, W. N. (1994). Estimating the economic model of crime with panel data. **The Review of economics and Statistics**, 360–366.
- Correa, J., Harks, T., Kreuzen, V. J. C., & Matuschke, J. (2017). Fare evasion in transit networks. **Operations Research**, 65(1), 165–183.
- Currie, G., & Delbosc, A. (2017). An empirical model for the psychology of deliberate and unintentional fare evasion. **Transport Policy**, 54, 21–29.
- Delbosc, A., & Currie, G. (2016a). Cluster analysis of fare evasion behaviours in Melbourne, Australia. **Transport Policy**, 50, 29–36.
- Delbosc, A., & Currie, G. (2016b). Four types of fare evasion: A qualitative study from Melbourne, Australia. **Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour**, 43, 254–264.
- Delbosc, A., & Currie, G. (2018). Why do people fare evade? A global shift in fare evasion research. **Transport Reviews**, 39(3), 376–391.
- Dong, B., & Torgler, B. (2012). Corruption and social interaction: Evidence from China. **Journal of Policy Modeling**, 34(6), 932–947.
- Erdem, T & Keane, M.P. (1996) Decision-Making Under Uncertainty: Capturing Dynamic Brand Choice Processes in Turbulent Consumer Goods Markets. **Marketing Science** 15(1):1-20
- Fortin, B., Lacroix, G., & Villeval, M. C. (2007). Tax evasion and social interactions. **Journal of Public Economics**, 91(11-12), 2089–2112.
- Glaeser, E. L., Sacerdote, B., & Scheinkman, J. A. (1996). Crime and social interactions. **The Quarterly journal of economics**, 111(2), 507–548.
- Guarda, P., Galilea, P., Paget-Seekins, L., & Ortúzar, J. de D. (2015). What is behind fare evasion in urban bus systems? An econometric approach. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 84, 55–71.
- Guarda, P., Galilea, P., Handy, S., Muñoz, J. C., & Ortúzar, J. de D. (2016). Decreasing fare evasion without fines? A microeconomic analysis. **Research in Transportation Economics**, 59, 151–158.
- Guse, C. (2019a). Fare beaters still take MTA for a ride despite efforts to make riders pay. **Daily News**, 23 September.
- Guse, C. (2019b). MTA says one-in-four NYC bus riders beats the fare, **Daily News**, 23 June.

- Guzman, L. A., Arellana, J., & Camargo, J. P. (2021). A hybrid discrete choice model to understand the effect of public policy on fare evasion discouragement in Bogotá's Bus Rapid Transit. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 151, 140–153.
- Hayashi, F. (2011). **Econometrics**. Princeton University Press.
- Instituto Nacional de Estadísticas (2022) **Síntesis de Resultados Encuesta Suplementaria de Ingresos, 2021, Región Metropolitana**.
- Killias, M., Scheidegger, D., & Nordenson, P. (2009). The Effects of Increasing the Certainty of Punishment: A Field Experiment on Public Transportation. **European Journal of Criminology**, 6(5), 387–400.
- Kooreman, P. (1993). Fare Evasion as a Result of Expected Utility Maximisation: Some Empirical Support. **Journal of Transport Economics and Policy**, 27, 69–74.
- Manski, C.F. (1993). Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem. **Review of Economic Studies**, 60(3), 531–542.
- McCorkle, D., Reardon, J., Dalenberg, D., Pryor, A., & Wicks, J. (2012) Purchase or Pirate: A Model of Consumer Intellectual Property Theft. **Journal of Marketing Theory and Practice**, 20:1, 73-86.
- Milioti, C., Panoutsopoulos, A., Kepaptsoglou, K., & Tyrinopoulos, Y. (2020). Key drivers of fare evasion in a metro system: Evidence from Athens, Greece. **Case Studies on Transport Policy**, 8(3), 778–783.
- Munizaga, M. A., Gschwender, A., & Gallegos, N. (2020). Fare evasion correction for smartcard-based origin-destination matrices. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 141, 307–322.
- Porath, K., & Galilea, P. (2020). Temporal analysis of fare evasion in Transantiago: A socio-political view. **Research in Transportation Economics**, 83(July), 100958.
- Reddy, A. V., Kuhls, J., & Lu, A. (2011). Measuring and controlling subway fare evasion: Improving safety and security at New York City Transit Authority. **Transportation Research Record**, 2216, 85–99.
- Reif, J. (2019). A model of addiction and social interactions. **Economic Inquiry**, 57(2), 759-773.
- Shachar, R. (2003). Party loyalty as habit formation. **Journal of Applied Econometrics**, 18(3), 251-269.
- Suquet, J. B. (2010). Drawing the line: how inspectors enact deviant behaviors. **Journal of Services Marketing**, 24(6), 468–475.
- Teles, V.K., & Andrade, J. P. (2005). Crime and Punishment with Habit Formation. **UC Berkeley: Berkeley Program in Law and Economics**.
- Train, K. E. (2009). **Discrete choice methods with simulation**. Cambridge university press.
- Troncoso, R., & de Grange, L. (2017). Fare evasion in public transport: A time series approach. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 100, 311–318.
- Viren, M. (2001) Modelling crime and punishment. **Applied Economics**, 33:14, 1869-1879.

- Witte, A. D. (1980). Estimating the economic model of crime with individual data. **The quarterly journal of economics**, 94(1), 57-84.
- Witt, R., & Witte, A. D. (2002). Crime Causation: Economic Theories. In **Encyclopedia of Crime and Justice** (Vol. 1, pp. 302-306). MacMillan Reference Library. New York.
- Xu, C., & van't Veld, K. (2019). Social influence and economic incentives: Complements or substitutes? The case of fighting crimes. **Economics Letters**, 180, 80-84.