



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE

ESCUELA DE INGENIERÍA

**DETERMINACIÓN DEL NÚMERO ÓPTIMO DE  
FISCALIZADORES EN BUSES DEL  
TRANSANTIAGO PARA HACER FRENTE A LA  
EVASIÓN**

**MURIEL DANAE MANRÍQUEZ MIMICA**

Tesis para optar al grado de

Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:

**PATRICIA VIVIANA GALILEA ARANDA**

**ALEJANDRO TIRACHINI HERNÁNDEZ**

Santiago de Chile, Enero, 2021

© 2021, Muriel Danae Manríquez Mimica



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE

ESCUELA DE INGENIERIA

# DETERMINACIÓN DEL NÚMERO ÓPTIMO DE FISCALIZADORES EN BUSES DEL TRANSANTIAGO PARA HACER FRENTE A LA EVASIÓN

**MURIEL DANAE MANRÍQUEZ MIMICA**

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

**PATRICIA GALILEA**

**ALEJANDRO TIRACHINI**

**SEBASTIÁN RAVEAU**

**ANTONIO GSCHWENDER**

**SEBASTIÁN VICUÑA**

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

Santiago de Chile, Enero, 2021

## AGRADECIMIENTOS

En mi primer lugar quiero agradecer a quien me acompañó toda mi carrera universitaria, en innumerables traspasadas y momentos de estrés, donde moviendo su colita siempre me alegraba, a mi cachorrito que ahora me acompaña desde el cielo, a mi perro Zach. Obviamente, también agradezco profundamente a mi familia, que me apoyó siempre y me motivó a seguir adelante, muchas gracias por todo, en especial por soportarme en mis momentos de no tan buen humor. Gracias a mis sobrinos, que me alegran la vida con sus locuras.

En segundo lugar, agradecer a mi red de apoyo, a mis amigas de la vida y mis amigos de la universidad. También a mis *roomates*, que me soportaron en la recta final, gracias por el aguante.

Finalmente agradecer a mis profesores guía, quienes me enseñaron y acompañaron en este largo camino. Además, me gustaría agradecer a Benedetto Barabino, quien me ayudó muy amablemente cuando le pregunté sobre su investigación. También al profesor Antonio Gschwender, por su dedicación al revisar esta tesis.

Muchas gracias a todos quienes estuvieron conmigo, por darme la motivación y las ganas de terminar el postgrado, ¡se logró!

## ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS .....	i
RESUMEN.....	viii
ABSTRACT.....	x
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. MARCO TEÓRICO .....	6
3. MODELO .....	11
3.1 Tipos de datos .....	11
3.2 Especificación del modelo .....	12
3.2.1 Segmentación de usuarios .....	12
3.2.2 Proporción de usuarios calculistas que decide evadir .....	13
3.2.3 Ingresos por recaudación de tarifas y multas .....	15
3.2.4 Costos asociados a la recaudación del sistema y fiscalización .....	16
3.2.5 Utilidad del sistema de recaudación.....	16
3.2.6 Probabilidad objetiva de ser fiscalizado.....	16
3.2.7 Probabilidad subjetiva de ser fiscalizado .....	18
3.3 Resolución.....	20
4. CASO ESTUDIO: TRANSANTIAGO .....	23
4.1 Evasión en buses .....	23
4.2 Datos .....	26
4.2.1 Datos entregados por el DTPM sobre fiscalización.....	26
4.2.2 Encuesta de percepción a usuario .....	39
4.2.3 Datos de las transacciones de las tarjetas prepagadas para estimar el número de viajes diarios en la red .....	49
4.2.4 Datos de costos y remuneraciones .....	55
4.3 Estimación de las funciones de probabilidades.....	57
4.3.1 Probabilidad objetiva de ser fiscalizado.....	58

4.3.2	Probabilidad subjetiva de ser fiscalizado .....	61
4.4	Resolución.....	67
5.	ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE RESULTADOS.....	75
5.1	Análisis de sensibilidad al porcentaje de multa retribuido al MTT ( $\theta$ ) .....	75
5.2	Análisis de sensibilidad al porcentaje de usuarios multados que hacen pago de la multa ( $\beta$ ).....	77
5.3	Número de fiscalizadores sin tomar en cuenta la evasión.....	79
5.4	Efecto del aumento de la tasa de inspección promedio diaria de un fiscalizador.....	80
5.5	Efecto del aumento del salario de los fiscalizadores.....	82
5.6	Efectos del cambio de la razón tarifa-multa.....	84
5.7	Análisis de sensibilidad al porcentaje de usuarios decididos $\alpha$ y $\delta$ .....	86
6.	ALCANCES Y CONCLUSIONES.....	89
6.1	Alcances .....	90
6.2	Conclusiones .....	93
	BIBLIOGRAFÍA .....	96
	ANEXOS .....	101
	Anexo A: Fiscalización en días sábado, domingo y festivos.....	101
	Anexo B: Número de pasajeros controlados según el número de personas que conforma el equipo de fiscalización .....	102
	Anexo C: Controles de fiscalización y suma de pasajeros controlados por comuna, según año .....	103
	Anexo D: Explicación del tamaño muestral. ....	106
	Anexo E: Resultados encuesta percepción de usuario.....	106
	Anexo F: Períodos Transantiago de subida .....	112
	Anexo G: Comunas de Santiago donde opera Transantiago .....	113
	Anexo H: Distribución de clases en el histograma.....	113
	Anexo I: Relación tarifa–multa según año .....	115

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2-1: Estado del arte sobre estudios de evasión.....	6
Tabla 3-1: Definición y notación sobre los datos a ocupar.....	12
Tabla 3-2: Segmentación de usuarios .....	13
Tabla 4-1: Días fiscalizados y días disponibles .....	29
Tabla 4-2: Cantidad de días que hubo equipos de fiscalización de 1, 2 o 3 personas, según año.....	30
Tabla 4-3: Promedio de número de equipos por día, según año .....	30
Tabla 4-4: Promedio de fiscalizadores por año.....	31
Tabla 4-5: Regresión lineal del número de pasajeros controlados por número de fiscalizadores para el año 2017 .....	33
Tabla 4-6: Pasajeros controlados por equipos, año 2017.....	34
Tabla 4-7: Pasajeros controlados por equipos en cada fiscalización, según período, año 2017.....	35
Tabla 4-8: Promedio de pasajeros controlados, citados y tasa de multa diaria, según año .....	36
Tabla 4-9: Número de habitantes y pasajeros del transporte público, según macrozona	41
Tabla 4-10: Tamaño muestral según macrozona para distintos errores de especificación .....	42
Tabla 4-11: Tabla descriptiva sobre usuarios encuestados a bordo de buses .....	43
Tabla 4-12: Usuarios honestos y evasores psicológicos .....	46
Tabla 4-13: Encuestas realizadas según recorrido .....	47
Tabla 4-14: Macrozona de residencia a partir de encuesta realizada.....	48

Tabla 4-15: Regresión lineal de la tasa de evasión según distancia promedio de viaje e IPS del par OD.....	53
Tabla 4-16: Valores de los costos .....	55
Tabla 4-17: Porcentaje de usuarios honestos y de evasores psicológicos.....	57
Tabla 4-18: Valores regresión lineal sin constante .....	59
Tabla 4-19: Valores regresión polinomial de segundo grado sin constante.....	60
Tabla 4-20: Prueba de Anderson-Darling para las distribuciones de probabilidad .....	62
Tabla 4-21: Valores críticos dependiendo del nivel de significancia .....	63
Tabla 4-22: Parámetros distribuciones.....	65
Tabla 4-23: Valores de las variables y parámetros .....	70
Tabla 4-24: Número óptimo de fiscalizadores según distribución.....	70
Tabla 5-1: Número de fiscalizadores sin tomar en cuenta la evasión.....	80
Tabla 5-2: Promedio de pasajeros fiscalizados por un solo inspector al variar el parámetro k.....	81
Tabla 5-3: Número de fiscalizadores al aumentar la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador .....	81
Tabla 5-4: Tasa de fiscalización al aumentar la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador .....	82
Tabla 5-5: Número de fiscalizadores al aumentar el salario de estos .....	83
Tabla 5-6: Número de fiscalizadores al cambiar la razón tarifa-multa.....	84
Tabla 5-7: Número de fiscalizadores al considerar la multa de 1 UTM.....	85
Tabla A-1: Fiscalización de sábados, domingos y/o festivos .....	101
Tabla A-2: Estadística descriptiva del número de pasajeros controlados por equipos ..	102

Tabla A-3: Distribución espacial de la fiscalización: número de controles efectuados por comuna, según año.....	104
Tabla A-4: Distribución espacial de la fiscalización: número de pasajeros controlados por comuna, según año.....	105
Tabla A-5: Razón por la cual el usuario evadió.....	111
Tabla A-6: Períodos Transantiago según día laboral.....	112
Tabla A-7: Comunas de Santiago donde opera Transantiago.....	113
Tabla A-8: Distribución de clases del histograma, según número de fiscalizadores que el encuestado observó.....	114
Tabla A-9: Distribución de clases del histograma, según la frecuencia de viaje de los encuestados.....	115
Tabla A-10: Tarifas Transantiago.....	116
Tabla A-11: Relación tarifa - multa y valor de la UTM promedio, por año.....	117

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3-1: Proporción de usuarios calculistas que decide evadir a partir de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado.....	14
Figura 3-2: Aproximación de la función de distribución de la probabilidad subjetiva.....	21
Figura 4-1: Tasa de evasión y fiscalización de varias ciudades.....	24
Figura 4-2: Porcentaje de controles por comuna, año 2017.....	39
Figura 4-3: Formulario de la encuesta realizada a usuarios del transporte público en buses .....	44
Figura 4-4: Distribución de la comuna de residencia de los usuarios encuestados .....	49

## RESUMEN

La implementación en el 2007 del nuevo sistema de transporte público en Santiago, Chile, conocido como Transantiago, trajo consigo varios cambios. Uno de ellos fue pasar de un sistema de pago del pasaje en efectivo a los choferes, al uso de una tarjeta inteligente conocida como BIP, donde no existe un control efectivo que garantice que todos los usuarios hayan pagado su pasaje. A lo largo de los años, la evasión en la validación del pago del pasaje en el modo bus ha alcanzado cifras alarmantes, llegando a tasas mayores al 30% en el 2017.

La evasión del pasaje es un gran problema para los sistemas de transporte, tanto por la pérdida económica que ésta conlleva como también por el daño que provoca en su imagen corporativa. Así, el establecimiento y manejo adecuado de equipos de fiscalización es clave en orden de enfrentar la evasión. Para esto, se debe determinar cuál es el nivel adecuado de fiscalización, es decir, cuál debe ser el número óptimo de fiscalizadores a desplegar.

En la siguiente investigación se busca **maximizar la diferencia entre la recaudación total del sistema y los costos asociados a la fiscalización**, tomando en cuenta los viajes realizado por los usuarios en todas las unidades de negocio, u operadores, del sistema de buses del sistema. Bajo el argumento de que un aumento en el nivel de fiscalización en la red de buses del Transantiago trae consigo una disminución en la tasa de evasión, se desea determinar el nivel óptimo de fiscalización.

Este estudio es una extensión a investigaciones pasadas, en donde se busca la maximización de la utilidad de un solo operador. Para ello se utilizan datos empíricos, obtenidos a partir de una encuesta realizada a los usuarios de buses, así como datos sobre fiscalización, multas y viajes realizados en la red. El modelo provee una guía de cómo determinar la tasa óptima, sin embargo se concluye que no es el resultado de equilibrio, debido a que debe entenderse como un proceso iterativo para el caso de estudio: Transantiago. Además, destaca la necesidad de una visión de sistema para poder enfrentar el problema de la evasión.

Palabras clave: Transantiago, Fiscalización, Evasión

## ABSTRACT

The implementation in 2007 of the new public transport system in Santiago, Chile, known as Transantiago, brought several changes. One of them was to move from a fare collection system using cash to pay to the driver, to a proof-of-payment system, using a smart card known as BIP, where there is no effective control that guarantees that all users have paid their ticket. Over the years, the evasion in the validation of the bus ticket payment has reached alarming figures, reaching rates higher than 30% in 2017.

Fare evasion is a big problem for the transport systems, due to the economic loss that this entails as well as the damage to the system's corporate image. Thus, the establishment and proper management of inspection teams is key in order to face fare evasion. For this, it is necessary to determine what is the appropriate inspection level, that is, what should be the optimal number of inspectors to deploy.

The following research aims to **maximize the difference between the total revenue of the system and the costs associated with the ticket inspection**, considering the trips made by users in all business units, or operators, of the system's bus system. Under the argument that an increase in the level of fare evasion control in the Transantiago bus network brings a decrease in the fare evasion rate, it is desired to determine the optimum level of control.

This study is an extension to past works where the maximization of the utility of a single operator is aimed. Empirical data are used, obtained from a survey to bus users, as well as data from fare evasion inspection, fines and passengers transported within the network. The model provides a guide on how the optimal inspection rate should be determined, but it is concluded that it is not the result of equilibrium, it is rather part of an iterative process for the case study: Transantiago. In addition, it highlights the need for a system view to address the fare evasion problem.

Keywords: Transantiago, Inspection, Evasion

## 1. INTRODUCCIÓN

La mayoría de los sistemas de transporte público, aunque sean subsidiados, requieren que los pasajeros paguen sus pasajes. El pago del pasaje ayuda a cubrir los costos del sistema para así poder sostener la entrega de un servicio que satisfaga la demanda de los usuarios que pagan por él. La evasión del pasaje en nuestra investigación se define como la no validación del pasaje para realizar un viaje.

En el caso estudio, Transantiago, 2017, existe una tarifa “normal” y otra reducida para los estudiantes, quienes deben portar su Tarjeta Nacional del Estudiante (TNE) para validar el viaje. El uso indebido de esta, es decir, utilizarla sin ser estudiante, también se considera como evasión, sin embargo, no hay estudios oficiales que estimen la tasa de esta. Por tanto, no se incluirá en la investigación, pero queda como línea de investigación futura.

La evasión es una preocupación significativa para la mayoría de los sistemas de transporte público debido a varias causas, siendo la principal la relativa a las pérdidas económicas que derivan del no pago del servicio brindado, donde a nivel mundial la evasión cuesta muchos miles de millones por ingresos perdidos, los cuales podrían utilizarse para mejorar el sistema de transporte (Delbosc & Currie, 2018). Una segunda causa es que repercute en un daño a la imagen corporativa (Bijleveld, 2007; Barabino et al., 2013, 2014) y produce inequidad social (Barabino et al., 2013, 2014) al tener que aumentar la tarifa a los usuarios que sí pagan sus pasajes en orden de sobrellevar las pérdidas producidas por los evasores. Por último, la evasión está también asociada a la reducción de los niveles de seguridad para usuarios de transporte público (Del Castillo & Lindner, 1994; Smith & Clarke, 2000; Bijleveld, 2007; Barabino et al., 2013, 2014) al producirse potenciales acciones de violencia durante el ejercicio de la fiscalización del pago del pasaje. Por lo tanto, muchos operadores junto con la entidad encargada del sistema de transporte se esfuerzan en reducir la evasión.

La evasión del pasaje es un fenómeno que se hereda en prácticamente cualquier sistema de transporte público, mas no en la misma extensión (Kooreman, 1993). Si bien

hay sistemas de transporte donde la evasión es casi imposible debido a sus estrictos procedimientos de verificación de boletos, como el transporte aéreo o marítimo, muchos sistemas de transporte público no son controlados de manera física, ya sea por guardias, puertas o torniquetes, como los modos bus, tranvía o tren ligero. Estos son mayormente conocidos como sistemas de tipo honesto o de prueba-de-pago, pues en ellos los pasajeros están legalmente obligados a comprar los boletos para hacer uso del sistema, pero no están físicamente forzados a tener un boleto válido cuando viajan.

Muchos sistemas de transporte público han optado por pasar a un sistema del tipo prueba-de-pago, sobre todo en áreas metropolitanas donde hay un alto grado de utilización del transporte público y un sistema completamente seguro ralentizaría la afluencia de pasajeros y, por tanto, reduciría la capacidad del sistema (Kooreman, 1993). Estudios realizados han mostrado que el pasar a un sistema de este tipo reduce el tiempo de parada en comparación con el pago de la tarifa a bordo, al pasar de pagos en efectivo a formas más rápidas como cancelar la tarifa externamente o utilizar tarjetas prepagadas, que requieran o no contacto, que se validen a bordo (Tirachini, 2013; Tirachini y Hensher, 2011).

Este tipo de sistemas, al tener menos barreras de entrada, debido a su acceso abierto, los hace más propensos a la evasión, especialmente en viajes más cortos. Además, existe el riesgo de que los usuarios que usualmente pagan sus pasajes, al ser testigos de la evasión de terceros pueden omitir dicha ofensa, resultando en un ciclo vicioso que sale de control (Clarke et al., 2010, Guarda et al., 2016a). Por esto, estos sistemas se basan en la verificación de boletos, mediante controles aleatorios realizados por fiscalizadores, que tienen la facultad de multar a los evasores para así garantizar el cumplimiento de ingresos.

Por otro lado, Sasaki (2014) evalúa, a partir de un marco de referencia matemático, cuál es la decisión óptima acerca de qué tipo de sistema de recolección de tarifas, con barreras o de acceso libre, es más beneficioso para las compañías de transporte. Si bien los sistemas de prueba-de-pago incurren en costos potenciales, como un aumento en el costo debido a los salarios para los fiscalizadores y pérdidas de ingreso producto de la evasión, la literatura en general respalda los beneficios que conlleva pasar a este tipo de

sistemas de pago (Currie & Reynolds, 2016; Lee & Papas, 2015). Por esto, las compañías actualmente se enfrentan al problema sobre la determinación de la política de fiscalización óptima, donde el objetivo principal es reducir las pérdidas económicas producto de la evasión.

DesChamps et al. (1991) encontraron que un aumento en el control y un método más sencillo en la verificación de boletos redujeron la evasión en los transbordadores de Vancouver. Así mismo ocurrió en Países Bajos, donde Van Andel (1989) y Van Dijk y Junger-Tas (1988) hallaron que la inspección de pasajes en el transporte público, realizada por guardias ciudadanos redujo la evasión. Otro ejemplo de ello es el experimento realizado en Zúrich por Killias et al. (2009) que mostró la invariabilidad de las tasas de evasión pese al aumento de las multas, versus la reducción de pasajeros evasores una vez se incrementó la fiscalización. Un estudio realizado por Hauber (1993) en varias ciudades europeas encontró que la mejor manera de reducir la evasión era incrementar la frecuencia de fiscalización de los pasajes. Esto es más efectivo que incrementar las multas o disminuir el valor de la tarifa de viaje.

Esta investigación se basa en el trabajo de Barabino et al. (2013), que extiende el modelo analítico realizado por Boyd et al. (1989), para estimar el número óptimo de inspectores. Para ello Barabino et al. (2013) maximiza el beneficio de un operador de buses, relacionando las utilidades de éste con el nivel de fiscalización de evasión. Modelando a un usuario común bajo el supuesto de neutralidad al riesgo, lo cual se define como la igualdad de actitud de una persona frente a una oportunidad segura de ganancia o pérdida en comparación a una probabilidad insegura de la misma cantidad de ganancia o pérdida, éste va a decidir si evadir o no la tarifa dependiendo del nivel de fiscalización que percibe, es decir, de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado. El operador, en tanto, incurre en costos y beneficios al fijar un nivel de inspección dado, que en otras palabras es el número de fiscalizadores en la red para un día común, el cual determina la probabilidad objetiva de ser fiscalizado. El problema puede reducirse a la estimación de esas dos funciones: las probabilidades objetiva y subjetiva de ser fiscalizado, y tratar de formalizar sus dependencias con el nivel de fiscalización y de los costos asociados a éstas.

Por tanto, el problema de evasión va a ser formulado a partir del punto de vista del operador y del usuario. La mayor contribución de Barabino et al. (2013) fue la de usar datos empíricos, adaptando el modelo analítico de Boyd et al. (1989) a un caso estudio, para así determinar el nivel de fiscalización óptimo.

Cabe destacar que la fiscalización es solo una entre varias medidas para hacer frente a la evasión. Para efectos de esta investigación, el foco estará en obtener el nivel óptimo de inspección, pero siempre teniendo en cuenta que, por sí sola, esta medida no resuelve el problema, como tampoco permite dejar de lado el estudio del fenómeno en sí mismo. También, se debe considerar que hay distintos tipos de evasores, los cuales pueden dividirse en su decisión en lo referente al pago, lo que se desarrollará en este estudio, pero a la vez por las causas que influyen para tomar su decisión, como los son, por ejemplo, el nivel socioeconómico del usuario, lo cual aumenta su propensión a evadir. Y si ese fuera el caso, la solución óptima, en vez de aumentar la fiscalización, sería ofrecerle una tarifa reducida.

La principal contribución de la presente investigación será extender el modelo de Barabino et al. (2013), sobre la determinación del número óptimo de fiscalizadores para un solo operador, a uno en el que se considera el sistema de transporte público integrado en su totalidad, enfocando la fiscalización en el modo bus. Siguiendo lo realizado por Barabino et al. (2013), se utilizarán datos empíricos, obtenidos a partir de las actividades de monitoreo, como también de una encuesta de percepción a usuarios. Adicionalmente se utilizarán datos pasivos de las transacciones de las tarjetas prepagadas, para determinar el número de viajes realizados en la red. El caso estudio: Transantiago, difiere con el utilizado por Barabino et al. (2013) en el tamaño de la red de buses, donde se analizan todas las empresas operadores, como también en el contexto legal y económico que la entidad encargada de desplegar a los fiscalizadores se envuelve, donde se buscará el nivel óptimo de estos y no el de los operadores, por lo cual la multa no va directamente hacia estos, por tanto, aplicar el modelo no es una tarea trivial.

El objetivo general de este estudio es proveer una herramienta efectiva, que pueda aplicarse en las políticas de control del sistema para así enfrentar la evasión, la cual es

nuestro modelo de maximización de utilidad para el Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones (MTT), ente encargado de las labores de fiscalización en la red de buses de nuestro caso estudio, Transantiago, para así determinar en número óptimo de fiscalizadores. Mientras que dentro de los objetivos secundarios destacan:

- Número óptimo de fiscalizadores a desplegar
- Estado del arte de las investigaciones sobre el problema de evasión del pasaje.
- Analizar y describir las actividades de fiscalización en el caso de estudio: Transantiago.
- Identificar y analizar la cantidad de fiscalizadores que los usuarios de transporte público observan dentro de los buses.
- Analizar la sensibilidad de las distintas variables que inciden en la cantidad óptima del número de fiscalizadores a desplegar.
- Identificar los alcances que tiene el fenómeno de evasión en el caso estudio.

El caso de estudio de esta investigación será el sistema de transporte público de la ciudad de Santiago, Chile: **Transantiago**, en donde las tasas de evasión son muy altas, superando el 30% en 2017 (MTT, 2017b) para el modo bus, costando unos US\$ 415 millones anuales al sistema (Buneder & Galilea, 2017). Cabe destacar que éste es un sistema integrado con Metro y Metrotrén, dos modos que poseen barreras de entrada física superiores a la del modo bus y donde la evasión no es una preocupación mayor. Si bien algunos buses cuentan con torniquetes en la entrada, estos no siempre se encuentran activos. De hecho, la mayoría del sistema de buses no cuenta con estos dispositivos —mal evaluados por la incomodidad que inducen al usuario—, sino que confían en un sistema de prueba-de-pago, donde la entrada a los buses no está restringida.

Este informe se divide en seis capítulos. En el siguiente capítulo se hará un recuento del estado del arte sobre la fiscalización y el marco teórico en que se basa. En el tercer capítulo se especificará el modelo de optimización utilizado. A continuación, se aplicará el modelo al caso estudio (Transantiago) y se mostrarán los resultados, para luego analizarlos y ver sus implicancias. Finalmente se mostrarán los principales alcances y conclusiones de esta tesis.

## 2. MARCO TEÓRICO

El problema de la evasión ha sido abordado desde distintas perspectivas en la literatura. En primer lugar, existen estudios desde un punto de vista criminológico, cuyos experimentos de campo proveen, principalmente, información sobre la aplicación de estrategias de cumplimiento. En segundo lugar, desde una perspectiva desde las ciencias sociales, se encuentran estudios que se enfocan en las características de las personas que comenten el delito. Por último, desde investigaciones económicas, que se centran en cómo proteger a las compañías de transporte de pérdidas monetarias producto de la evasión. La Tabla 2-1 resume los estudios realizados desde los diferentes enfoques.

*Tabla 2-1: Estado del arte sobre estudios de evasión*

Área	Tópicos	Investigaciones
Estudios criminológicos	Temas de seguridad	Reddy <i>et al.</i> (2011), Smith & Clarke (2000)
	Estrategias de cumplimiento	Bijleveld (2007)
	Estrategias de disuasión	Clarke <i>et al.</i> (2010), Hauber (1993), Killias <i>et al.</i> (2009), Van Anandel (1989)
Perspectiva desde las ciencias sociales	Características demográficas	Barabino <i>et al.</i> (2014), Buccioli <i>et al.</i> (2012, 2013)
	Comportamiento malintencionado	Kerschke-Risch (2004), Suquet (2010)
	Uso de las características de viaje	Horizon Research Corporation (2002)
	Sociología del derecho	Diekmann (1975, 1980), Opp (1971, 2010)
	Comportamiento de evasión de tarifas	Delbosc & Currie (2015, 2016)

Área	Tópicos	Investigaciones
Investigaciones desde la economía	<b>Gestión de fiscalización:</b>	
	Modelos de maximización de utilidades	Boyd <i>et al.</i> (1989), Barabino <i>et al.</i> (2013, 2014)
	Teoría de juego	Avenhaus (2004), Yin <i>et al.</i> (2012), Jiang <i>et al.</i> (2012), Fave <i>et al.</i> (2014), Correa <i>et al.</i> (2017)
	Relacionando la probabilidad de un evasor de tarifas de ser atrapado con el monto de la multa correspondiente	Polinsky & Shavell (1979), Kooreman (1993), Bootheway (2009)
	<b>Gestión de evasión de tarifas:</b>	
	Casos estudio	Israel & Strathman (2002), Pricewaterhouse Coopers (2007), Lee (2011)
	<b>Enfoque econométrico:</b>	
Determinantes de la evasión de tarifas	Deibel (1981), Buneder & Galilea (2017) Guarda <i>et al.</i> (2016a), Guarda <i>et al.</i> (2016b)	

*Fuente: Elaboración propia basada en clasificación de Schwerdtfeger, 2016*

Todos estos estudios consideran conocimientos multidisciplinarios, que contribuyen al estudio de la evasión de tarifa con diferentes y relevantes descubrimientos. Debido a que la evasión de tarifas tiene impactos económicos importantes en el presupuesto de las compañías de transporte, esta investigación se va a centrar en esta temática, específicamente en la gestión en fiscalización, que apunta a mejorar los sistemas de control en la red desde un **nivel táctico**, permitiendo adaptar sus métodos para así gestionar de mejor forma la problemática.

### Enfoques existentes sobre gestión de fiscalización basado en maximizar la utilidad del operador

Los siguientes enfoques se basan en el impacto del nivel de fiscalización de pasajes sobre las tasas de evasión, enfocado en los sistemas de prueba-de-pago. Los modelos relacionan la decisión sobre evadir la tarifa con la maximización de la utilidad del usuario. Si bien hay tres enfoques propuestos en la literatura, nos centraremos en los que maximizan la utilidad del operador, empleando un modelo en donde se relacionan los beneficios y costos del operador con el nivel de fiscalización.

Se considera a un individuo  $i$  que se confronta a la oportunidad de evadir el pago, quien tomará dicha decisión dependiendo de su percepción sobre el nivel de control en la red y tratando de maximizar su utilidad. Debido a que esta dependerá de montos monetarios, en lugar de una función de utilidad, donde se mide la satisfacción de una persona al consumir un bien o servicio, se asume neutralidad al riesgo (Boyd et al, 1989). Para esto, se emplean dos funciones: la distribución de la probabilidad subjetiva (denotada como  $p_i$ ), y la probabilidad objetiva (denotada como  $p$ ) de ser fiscalizado, para así poder determinar el número óptimo de fiscalizadores a emplear. Barabino et al. (2013 y 2014) extiende el modelo teórico realizado por Boyd et al. (1989) refinando algunos términos de la función de utilidad y aplicándolos a un caso estudio para su validación.

El segundo enfoque, basado en teoría de juegos, es abordado por Avenhaus (2004) , quien utiliza juegos de inspección o fiscalización: un modelo matemático de una situación no cooperativa, que toma en cuenta los montos relativos a la tarifa y la multa para simular una situación en la que el fiscalizador verifica si el pasajero cumple con las reglas legales, para así lograr un esquema óptimo de fiscalización. Cabe destacar que existe una sub-rama de la literatura que aborda este tema desde un nivel operacional, formulando modelos de optimización de dos niveles —también conocidos como juegos de Stackelberg—, para modela el comportamiento de los evasores y fiscalizadores (Yin et al., 2012; Jiang et al., 2012; Fave et al., 2014; Correa et al., 2017).

Por último, el tercer enfoque analiza el equilibrio entre la probabilidad de ser multado y el monto de la multa, asumiendo que los individuos maximizan su utilidad esperada.

Para ello Polinsky & Shavell (1979) utilizan un modelo teórico en el que todas las personas son idénticas y solo difieren con respecto a la ganancia que pueden obtener de eludir la tarifa. Kooreman (1993), en cambio, diferencia a los pasajeros según su actitud frente al riesgo asociado de ser atrapado evadiendo. Así, los distingue entre pasajeros aversos, neutrales o amantes del riesgo, utilizando datos empíricos que respaldan sus resultados. Por último, Boothway (2009) investiga acerca del problema relacionado con la definición de la multa óptima.

Debido a que la gestión de fiscalización se rige a partir de las utilidades económicas resultantes de sus actividades, es necesario modelar una situación a partir de **datos empíricos**. Como se mencionó anteriormente, hay evidencia, aunque limitada, que muestra que los usuarios prestan más atención a la probabilidad de ser atrapados evadiendo (fiscalización) que a la severidad del castigo (multa). Por lo tanto, es necesario encontrar el nivel óptimo requerido para maximizar la brecha entre las ganancias, a partir de las tarifas y las multas, y los costos, debido generalmente a las actividades de fiscalización. Si bien el modelo derivado a partir de teoría de juegos (Avenhaus, 2004) toma en cuenta el comportamiento de los usuarios, este no contempla todos los aspectos a considerar por los operadores de transporte, como por ejemplo el hecho de que no todos los usuarios o pasajeros multados pagan efectivamente la multa.

Para enfrentar la evasión de tarifa se debe gestionar el fenómeno desde el punto de vista del operador y del usuario, considerando la percepción de evasores potenciales sobre el nivel de control, como también el aumento de los ingresos provenientes de las tarifas, a partir de una reducción en las tasas de evasión producto de la fiscalización. Así, desde el punto de vista del operador, hay que tomar en cuenta que un aumento en el nivel de inspección, que a su vez aumenta la probabilidad de ser fiscalizado y multado, conlleva a un aumento de sus costos, sumado a una reducción en los ingresos proveniente de las multas. Por esto, el modelo a realizar se basa en las investigaciones de Barabino et al. (2013, 2014) y se desarrollará a partir de las condiciones procedentes del caso estudio: Transantiago. Al tomar en cuenta las diferentes perspectivas de los agentes involucrados, es decir compañía de transporte y usuarios, se prevé una mejora en las políticas de gestión

de fiscalización. Y, en consecuencia, una alternativa para enfrentar el fenómeno de la evasión en favor de reducirla.

### 3. MODELO

En este capítulo se detallará el modelo a realizar en orden de encontrar el número óptimo de fiscalizadores. Como se mencionó anteriormente, el modelo se basa en la maximización de utilidades del ente encargado de fiscalizar. Para ello, es necesario estimar las dos funciones antes descritas: la distribución de la probabilidad subjetiva ( $p_i$ ) y la probabilidad objetiva ( $p$ ) de ser fiscalizado, para luego relacionarlas con el número de fiscalizadores a desplegar ( $X$ ), junto con los costos asociados.

En primer lugar, se presentarán los datos necesarios para la modelación. En segundo lugar, se especificará el modelo. Para esto, es necesario segmentar a los usuarios según su decisión en lo que refiere a la validación del pasaje, para así poder estimar la proporción de usuarios que decide evadir. Asimismo, se detallan las funciones de ingresos y costos, asociados tanto al valor de la tarifa como al de multa, como también a los costos que provienen de las actividades de monitoreo, para así formular la utilidad del sistema de recaudación. Luego se explican y definen las funciones de probabilidad y cómo estas serán modeladas y desarrolladas. Y finalmente se mostrará la resolución del modelo, con el fin de obtener el nivel óptimo de fiscalización.

#### 3.1 Tipos de datos

En orden de especificar el modelo, es necesario introducir las variables y los parámetros a utilizar. La Tabla 3-1 resume los datos y sus respectivas notaciones:

Tabla 3-1: Definición y notación sobre los datos a ocupar

Definición	Notación	Unidad
Número de pasajeros fiscalizados	$n_{fisc}$	-
Número diario de viajes realizados	$n$	-
Valor de la tarifa	$t$	\$CLP
Valor de la multa	$m$	\$CLP
Costo promedio diario de un fiscalizador	$s$	\$CLP
Porcentaje de usuarios multados que hacen pago de la multa	$\beta$	%
Porcentaje de multa retribuido a la entidad encargada de la fiscalización	$\theta$	%

Fuente: Elaboración propia

## 3.2 Especificación del modelo

Continuando con lo realizado por Barabino (2014), para llevar a cabo el modelo se necesita, en primera instancia, segmentar a los usuarios, modelándolos según su propensión a evadir. Luego, a partir dicha segmentación, se podrá observar la proporción de usuarios que decide no pagar la tarifa. Se especificarán sus ingresos y costos para así definir la utilidad del sistema, tanto por pago de tarifas como por pago de multas por evasión. Finalmente se especificarán las probabilidades, subjetiva y objetiva, de ser fiscalizado.

### 3.2.1 Segmentación de usuarios

Para efectos de esta investigación, los usuarios se distinguirán según dos tipos: los decididos y los indecisos. Los usuarios decididos, es decir, quienes tienen clara su decisión en relación al pago del pasaje desde antes de realizar el viaje, se diferencian en dos categorías: los honestos (cuyo porcentaje se denota como  $\alpha$ ), que siempre pagan su tarifa

o tienen la intención de hacerlo, y los evasores “duros” (cuyo porcentaje se denota como  $\delta$ ), que nunca pagan la tarifa. Dentro de los usuarios honestos también serán incluidos los evasores circunstanciales: usuarios que usualmente pagan su tarifa, que por distintos factores o circunstancias podrían llegar a evadir. En el caso de los usuarios que siempre evaden, también llamados “evasores psicológicos”, se partirá de la base de que, sin importar el nivel de fiscalización, van a tratar de no pagar su pasaje.

El siguiente segmento de usuarios, los indecisos, van a calcular según su propia conveniencia si evadir o no el pasaje. Y van a ser diferenciados según la decisión que tomen: al porcentaje de usuarios calculistas que deciden no evadir se los denotará como  $P_{NE}$  y al porcentaje de los que deciden evadir se los denotará como  $P_E$ .

La Tabla 3-2 resume la segmentación de datos:

*Tabla 3-2: Segmentación de usuarios*

Segmentación de usuarios	Notación	Descripción
Decididos	$\alpha$	Porcentaje de usuarios honestos que siempre pagan su tarifa
	$\delta$	Porcentaje de evasores duros que nunca pagan su pasaje
Indecisos	$P_{NE}$	Proporción de usuarios calculistas que deciden no evadir
	$P_E$	Proporción de usuarios calculistas que deciden evadir

*Fuente: Elaboración propia*

### 3.2.2 Proporción de usuarios calculistas que decide evadir

En orden de cuantificar la cantidad de usuarios indecisos que decide evadir y la cantidad que decide pagar, se necesita estimar la **proporción de usuarios calculistas que decide evadir el pasaje** ( $P_E$ ).

Según la teoría económica del consumidor, y suponiendo que estos usuarios poseen características idénticas y se comportan racionalmente, se puede estimar  $P_E$  considerando

variables económicas, como la multa  $m$  y la tarifa  $t$ . Como se expuso anteriormente, pese a que en la realidad también deben considerarse otros factores, como el nivel socioeconómico de los usuarios, que influye directamente en su propensión a evadir, para efectos de esta investigación ese factor no será considerado.

$P_E$  va a depender de  $p_i$ , que representa la probabilidad subjetiva que percibe el usuario calculista de ser fiscalizado. Y bajo el supuesto de neutralidad al riesgo, lo cual es aceptable para una tarifa y multa no elevadas (Boyd et al., 1989), la decisión de evadir puede obtenerse a partir de un cálculo económico. Por tanto, de acuerdo con Boyd et al. (1989), dado un pasajero genérico  $i$ , este decide evadir si la utilidad asociada a la decisión de evadir (ahorrarse la tarifa  $t$ ) es mayor a la utilidad asociada de no evadir, es decir ahorrarse la multa si es atrapado evadiendo, la cual viene dada por  $p_i m$ . Visto matemáticamente se expresaría de la siguiente forma:

$$p_i < \frac{t}{m} \quad (3-1)$$

Por tanto, el porcentaje  $P_E$ , en términos probabilísticos, va a ser el área bajo la curva de distribución de  $p_i$ , hasta el valor de  $t/m$ , cómo puede verse en la Figura 3-1. La forma de la función de probabilidad es una ilustración a partir de lo realizado por Barabino et al. (2013).

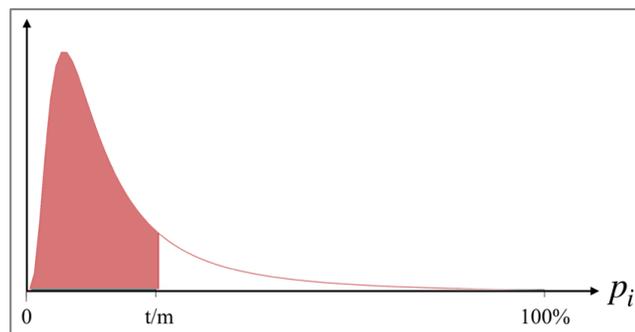


Figura 3-1: Proporción de usuarios calculistas que decide evadir a partir de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado

Fuente: Elaboración propia basado en Barabino et al. (2013)

### 3.2.3 Ingresos por recaudación de tarifas y multas

Los ingresos del sistema, denotados como  $I(X)$ , van a estar dados por las ganancias retribuidas por el pago del pasaje y las multas, que dependen del número de fiscalizadores diarios ( $X$ ). Actualmente, en el caso de estudio, la multa no es retribuida directamente a la entidad encargada de gestionar el transporte público metropolitano y su respectiva fiscalización. Pero para efectos de esta investigación, se va a suponer que un porcentaje de las ganancias por multas será asignado a ellos, denotado como  $\theta$ , para así implementar un incentivo económico para desplegar fiscalizadores. Más adelante, en el capítulo 4, se explicará en detalle sobre los ingresos de las multas cursadas a los evasores para el caso estudio. Es importante destacar que esta investigación no tomará en cuenta los efectos financieros en el mediano y corto plazo de nuestro caso estudio: Transantiago, por lo cual la implicancia en el PPT (Pagos por Pasajero Transportados) y AIPK (Ajuste de Ingresos por Pasajero/Kilómetro), que son componentes del pago a los distintos operadores de buses del sistema, no se consideran, debido a que los efectos no son estructurales, dado que al cambiar los contratos de las Unidad de Negocio, estos variarán. Es más, en la nueva licitación (2020) el AIPK dejará de existir y el valor del PPT bajará considerablemente. Por esto, dado que dependen del contrato y están cambiando, lo dejaremos de lado.

Si  $n$  es el total de viajes realizados y  $t$  es el valor de la tarifa de un viaje en bus, los ingresos vienen dados por:

$$I(X) = I_{\alpha} + I_{\delta} + I_{NE} + I_E \quad (3-2)$$

siendo el primer término el ingreso dado por los usuarios honestos ( $I_{\alpha}$ ),  $\alpha \cdot n \cdot t$ , seguido por  $I_{\delta}$  que es el ingreso dado por los usuarios que siempre evaden,  $\delta \cdot n \cdot 0 = 0$ . Por último, los ingresos de los usuarios calculistas vendrán dados por el ingreso de la tarifa, para el caso de los que deciden no evadir,  $(1 - \alpha - \delta)n[1 - P_E(p_i)]t$  y por el ingreso de la multa para los evasores fiscalizados,  $(1 - \alpha - \delta)nP_E(p_i)p(X)m\beta\theta$ , donde  $p(X)$  es la probabilidad objetiva de ser fiscalizado, la cual se detalla en el apartado 3.2.6;  $X$  es el número de fiscalizadores desplegados en un día;  $\theta$  representa el porcentaje de multa a

retribuir a la entidad encargada de la fiscalización; y  $\beta$  es el porcentaje de usuarios multados que efectivamente pagan la multa.

### 3.2.4 Costos asociados a la recaudación del sistema y fiscalización

Los costos, denotados como  $C(X)$ , están dados por un componente fijo,  $C_F$ , y otro variable, que dependerá de la cantidad de fiscalizadores diarios desplegados en la red,  $X$ . Siendo  $s$  el ingreso promedio bruto diario que recibe un fiscalizador, los costos diarios vienen dados por:

$$C(X) = C_F + sX \quad (3-3)$$

### 3.2.5 Utilidad del sistema de recaudación

La utilidad del sistema de recaudación,  $\pi_E(X)$ , se calcula como la diferencia entre los ingresos por recaudación de tarifas y multas,  $I(X)$ , y los costos asociados a la fiscalización,  $C(X)$ , que obtiene el sistema. Habiendo descrito anteriormente todos los componentes, cuando existe un nivel fijo de fiscalización  $X$  y en existencia de evasión, esta utilidad es igual a:

$$\pi_E(X) = \alpha n t + (1 - \alpha - \delta) n [t + P_E(p_i)(p(X)m\beta\theta - t)] - C_F - sX \quad (3-4)$$

### 3.2.6 Probabilidad objetiva de ser fiscalizado

Siguiendo lo realizado por Barabino et al. (2013, 2014), en base al número de pasajeros fiscalizados ( $n_{fisc}$ ), obtenidos a partir de las actividades realizadas por los equipos de fiscalización, y el número de viajes realizados en la red en un día laboral normal ( $n$ ), bajo

el mismo intervalo de tiempo, es posible obtener la **tasa de fiscalización entregada** (*TFE*) en la red, definida como:

$$TFE(X) = \frac{n_{fisc}}{n} \quad (3-5)$$

Cabe mencionar que la obtención de la cantidad de viajes realizados en nuestro caso estudio se calcula a partir de las transacciones validadas con la tarjeta prepagada, donde un viaje puede tener hasta cuatro etapas. La fiscalización, en tanto, se realiza a nivel de etapas y no viajes, considerando adicionalmente que un usuario que puede haber validado su pasaje en una etapa, puede también haber evadido su pasaje en otra. Sin embargo y como se verá más adelante, la tasa de fiscalización en nuestro caso estudio es muy baja, por lo que la probabilidad de que a un usuario lo fiscalicen en etapas distintas dentro de mismo viaje es más baja aún. Por esa razón, para simplificar el cálculo, la fiscalización de la etapa se entiende como fiscalización del viaje, en la que quedarán excluidos los evasores mencionados.

Se puede observar que la función anterior va a ser dependiente del número de fiscalizadores  $X$ . Además, representa un indicador de eficiencia en relación con las actividades de monitoreo. *TFE* va a asumir valores continuos entre 0 y 1, siendo 0 cuando no hay fiscalización, es decir cuando ningún pasajero es controlado, y 1 cuando todos lo son. Por esto, *TFE* en la red puede representar la probabilidad objetiva de que un pasajero sea fiscalizado,  $p(X)$ , por lo que se puede asumir que  $p(X) \cong TFE$ . Se asume que  $p(X)$  va a aumentar a medida que  $X$  crece hasta alcanzar el valor 1. La función  $p(X)$  puede ser interpretada como la tasa de fiscalización, por lo que el problema se reduce a la estimación de este parámetro y su dependencia con  $X$ . Cabe destacar que  $p(X)$  se analizará a nivel de sistema, es decir, la tasa de fiscalización será un promedio, que puede diferir tanto geográficamente dentro de la red, ya que el número de fiscalizadores desplegados puede no distribuirse uniformemente y, por tanto, las tasas locales de fiscalización pueden variar, como también puede diferir en el tiempo, es decir, entendiendo que existen períodos en los que hay mayor fiscalización que en otros.

En primera instancia, se asume que todos los pasajeros dentro del bus son fiscalizados por parte del equipo de fiscalización, mientras que el número total de pasajeros en la red, a diferencia de Barabino et al. (2013, 2014), que lo obtuvo a partir del resultado de un conteo manual, va a ser obtenido a partir de las transacciones de las tarjetas prepagadas, que necesitan ser validadas para abordar el bus, corrigiendo la cantidad de viajes por evasión, lo cual se llevará a cabo según el par Origen-Destino del viaje, para así obtener el número de pasajeros totales sin incurrir en gastos extras.

Realizando un análisis de regresión entre  $X$  y la  $TFE$ , y utilizando el método de mínimos cuadrados, se puede estimar la dependencia de  $p(X)$  con  $X$ . Se puede asumir que  $p(X)$  es linealmente dependiente con  $X$ , lo cual, según Boyd et al. (1989), es posible en caso de no existir hacinamiento de fiscalizadores, lo que puede ser verificado en caso de que varios inspectores estén simultáneamente dentro del bus, caso poco probable en nuestro caso estudio. Por tanto  $p = p(X)$  puede ser modelado como:

$$p = kX \quad (3-6)$$

donde  $k$  representa una medida de control de eficiencia de un solo fiscalizador y puede interpretarse como la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador en una ventana de tiempo específica. En contraparte, se puede utilizar una función polinomial de grado  $Q$  en caso de existir una productividad marginal decreciente, formalizado por la teoría microeconómica neoclásica. De hecho, el aumento en el número de fiscalizadores a la hora de realizar sus actividades de monitoreo puede disminuir la presión ejercida por la entidad encargada de fiscalización hacia cada fiscalizador para tratar de maximizar la eficiencia de estos, reduciendo el aumento de la probabilidad objetiva  $p$ .

### 3.2.7 Probabilidad subjetiva de ser fiscalizado

Para obtener la percepción de control que tienen los usuarios en la red, que en general es distinta de la tasa objetiva de inspección, pero debería depender de esta, es necesario implementar una encuesta a bordo del bus. Esta encuesta debe contener preguntas

específicas acerca de la propensión personal a evadir tarifas, la frecuencia de uso del modo bus, ya sea utilizado por sí solo o combinado con otros modos, y la percepción subjetiva del nivel de fiscalización en la red. Basándose en lo realizado por Barabino et al. (2013, 2014), y a partir de los datos obtenidos por la encuesta, es posible obtener la **tasa de fiscalización percibida (TFP)** por el  $i$ -ésimo pasajero, bajo una ventana de tiempo establecida, como:

$$TFP_i(X) = \frac{Fr_{fisc,i}}{Fr_{viaje,i}} \quad (3-7)$$

donde el numerador es la frecuencia subjetiva de fiscalización y el denominador la frecuencia subjetiva del viaje.  $Fr_{fisc,i}$  es medida como el número de veces que el pasajero vio a fiscalizadores realizando actividades de control a bordo de un bus en un intervalo de tiempo dado. Y  $Fr_{viaje,i}$  como el número de viajes realizados en modo bus por el usuario, bajo el mismo intervalo de tiempo.  $TFP_i$ , al igual que  $TFE$ , es definida como una función que depende del número de fiscalizadores  $X$ .

A partir de la ecuación (3-7) se puede observar que  $TFP_i$  va a asumir valores continuos entre 0 y 1, donde 0 representará el caso de que no existan actividades de control, o bien cuando el pasajero nunca observó a ningún fiscalizador a bordo del bus en sus viajes, en el periodo de tiempo dado, posiblemente debido al muy bajo número de estos desplegados en la red. En contraparte,  $TFP_i$  va a tomar el valor 1 cuando el  $i$ -ésimo pasajero siempre vio fiscalizadores a bordo. Caso posible, por ejemplo, cuando es un usuario esporádico del transporte público. Por esto,  $TFP_i$  puede ser vista como la probabilidad subjetiva de un pasajero de ser fiscalizado,  $p_i$ , por lo que se puede asumir que  $p_i \cong TFP_i$ . Luego, a partir de análisis estadísticos se puede obtener el mejor ajuste de los valores observados de  $p_i$ , para así encontrar la curva de distribución más significativa que mejor los aproxime. Finalmente, a partir de la prueba estadística de *Anderson-Darling* se evaluarán los mejores ajustes de distribución y los resultados de bondad de ajuste, para así obtener la mejor función de distribución de  $p_i$ .

### 3.3 Resolución

Como se explicó, el modelo se basa en la maximización de la utilidad del sistema de recaudación de la entidad estatal encargada de la gestión y planificación del sistema público metropolitano y de la fiscalización de los buses.

A partir de la ecuación (3-4) se puede observar que la utilidad  $\pi_E$  va a depender de  $X$  a través de  $p$  y  $p_i$ . Para la probabilidad objetiva  $p$  la relación con  $X$  viene dada de manera inmediata ( $p = kX$ ). En cambio, para poder expresar la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado,  $p_i$ , como función de  $X$  es necesario establecer una condición de igualdad entre la mediana de la distribución de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado,  $x_m$ , y la probabilidad objetiva de ser fiscalizado,  $p(X)$ . Con esta imposición de igualdad se va a asumir que el 50% de los encuestados perciben un nivel de fiscalización igual al establecido por el sistema. Se utilizó la mediana debido a que la distribución de datos es asimétrica y no es tan sensible a valores extremos. Con esto, es posible expresar la distribución  $p_i$  en función de  $X$  y de los parámetros específicos del tipo de distribución elegido.

Para resolver el problema, y basándose en Barabino et al. (2013), el modelo va a consistir en aproximar la función de distribución de probabilidad a través de dos rectas, de manera que el área bajo la curva  $p_i$ , que corresponde a la proporción de usuarios calculistas que decide evadir,  $P_E$ , y el de las rectas, sea igual.

A partir de la Figura 3-2, se observa que se debe igualar la función de distribución acumulada de  $p_i$  hasta el valor  $t/m$ , con el área bajo la recta de la izquierda, que va desde el origen a un punto  $(x_m, h)$ , y el área debajo de la recta de la derecha, que comienza en el punto  $(x_m, h)$  y termina en  $(t/m, y_{t/m})$ . Imponiendo la condición de igualdad entre las áreas podemos calcular  $h$  y a partir de esto, junto con la condición de igualdad entre la mediana de la distribución,  $x_m$ , y  $p = kX$ , se logra obtener una relación entre  $p_i$  y  $X$ .

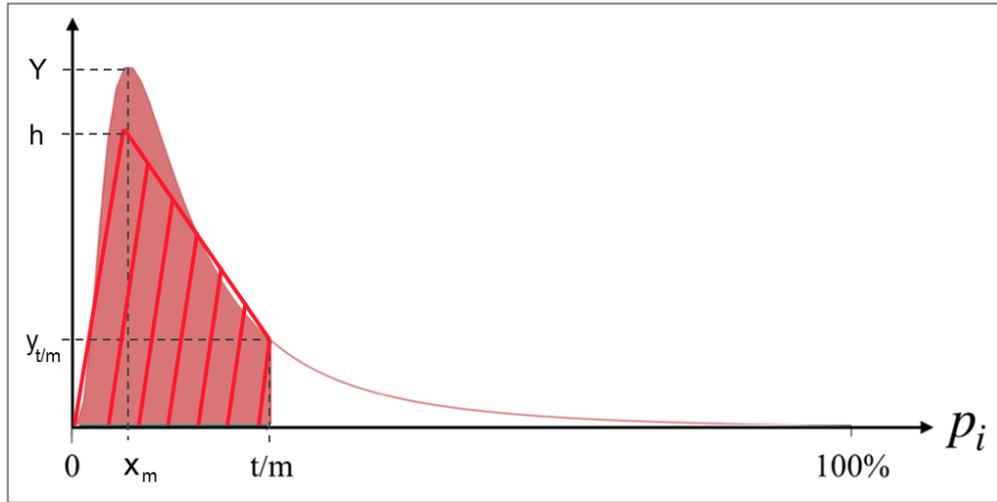


Figura 3-2: Aproximación de la función de distribución de la probabilidad subjetiva

Fuente: Elaboración propia

Como se muestra en la Figura 3-2 se puede notar que el área bajo las rectas, e igual a  $P_E$ , va a ser la suma del área del triángulo de izquierda y del trapecio de la derecha. Formalmente:

$$P_E(X) = \frac{kX * h}{2} + \frac{(y_{t/m} + h)(t/m - kX)}{2} \quad (3-8)$$

Por tanto, derivando la utilidad e igualándola a cero, es posible obtener el número óptimo de fiscalizadores a desplegar en la red en un día normal, quedando como:

$$X^* = \frac{\frac{(1 - \alpha - \delta)nK}{2} [m\beta\theta(y_{t/m} + h) * t/m + ty_{t/m}] - s}{(1 - \alpha - \delta)nm\beta\theta y_{t/m} k^2} \quad (3-9)$$

Es interesante analizar cuáles son los efectos de las distintas variables según el número de fiscalizadores ( $X$ ). La derivada del porcentaje de personas que decide evadir,  $P_E$ , según  $X$ , da como resultado una constante negativa, lo cual nos dice que este porcentaje va a disminuir a tasa constante según el número de fiscalizadores. Por otro lado, el efecto marginal de los ingresos a partir de los usuarios calculistas que deciden no

evadir,  $I_{NE}$ , es constante positiva según  $X$ . En contraste, el efecto marginal de los ingresos a partir de los usuarios que deciden evadir,  $I_E$ , es decreciente según  $X$ , lo cual quiere decir que, a partir de cierto número de fiscalizadores, los ingresos a partir de las multas empezarán a disminuir.

## 4. CASO ESTUDIO: TRANSANTIAGO

En este capítulo aplicaremos el modelo al caso estudio elegido: los buses del sistema de transporte público metropolitano de la ciudad de Santiago, Transantiago.

Transantiago, iniciado en 2007, es un sistema integrado con los modos Metro y Metrotrén, donde el sistema tarifario permite al usuario pagar una única tarifa al combinar con los distintos modos. Su operación, al año 2017, se basaba en nueve unidades de negocio u operadores: siete para modos bus, una para Metro y otra para Metrotrén. La planificación del sistema de transporte está a cargo del Directorio de Transporte Público Metropolitano, de ahora en adelante DTPM, el cual depende del Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones (MTT), mientras que las tareas de fiscalización están a cargo del Programa de Fiscalización del MTT.

En 2017, Transantiago tenía más de 375 rutas, recorría cerca de 1.400.000 kilómetros laborales diarios y tenía una flota de más de 6.000 buses. Además, como promedio diario laboral, se realizaron más de 2.900.000 viajes en modo bus.

### 4.1 Evasión en buses

El modo bus de sistema de transporte público de Santiago posee uno de los más altos índices de evasión, siendo aproximadamente seis a siete veces mayor que el promedio global de 4,2% (Guarda et al., 2016a), y es uno de los que menos fiscalizan comparado con otras ciudades del mundo (Figura 4-1), en el que, como se verá más adelante, 1,6 pasajeros de cada 1.000 son fiscalizados. En 2017, según el MTT, se estimaba que cerca del 30% de los pasajeros que abordan un bus no validan su viaje (MTT, 2017b). Tal y como se mencionó anteriormente, un dato importante a considerar es que, al poseer mayores barreras de entrada, los modos Metro y Metrotrén, a diferencia del modo bus, no presentan un índice alarmante de evasión. Es decir, pese a que el fenómeno existe, no se trata de un índice alarmante.

Tasa de fiscalización de ciudades		
Ciudad	Evasión (%)	Tasa de inspección (%)
 Santiago	28	0,11
 Berna	1	5
 Génova	1,1	2,5
 La Haya	9,9	1
 Milán	8	1
 Munich	1,4	3
 Vancouver	0,5	43,3

Figura 4-1: Tasa de evasión y fiscalización de varias ciudades

Fuente: El Mercurio, año 2016

En el Gráfico 4-1 puede verse el aumento sostenido de la evasión en el modo bus, como también puede advertirse una baja en dicho índice en el año 2017. Esto se explica debido a un cambio en cómo se abordó el tema de la evasión. En un principio, el fenómeno estaba a cargo del DTPM, en coordinación con los distintos operadores de la red de buses. En 2015, el DTPM integró la lucha contra la evasión dentro de los objetivos de la Gerencia de Operaciones. Finalmente, en 2017, cuando el índice de evasión superó más del 30%, se determinó que el fenómeno fuera tratado por un organismo especialista y de dedicación exclusiva, por lo que se creó la Coordinación contra la Evasión (DTPM, 2017), con el propósito de llevar a cabo el Plan Integral contra la Evasión, basado en la primicia de disminuir este índice en base a 3 pilares: fiscalización, incentivo al pago del pasaje y educación a los usuarios.

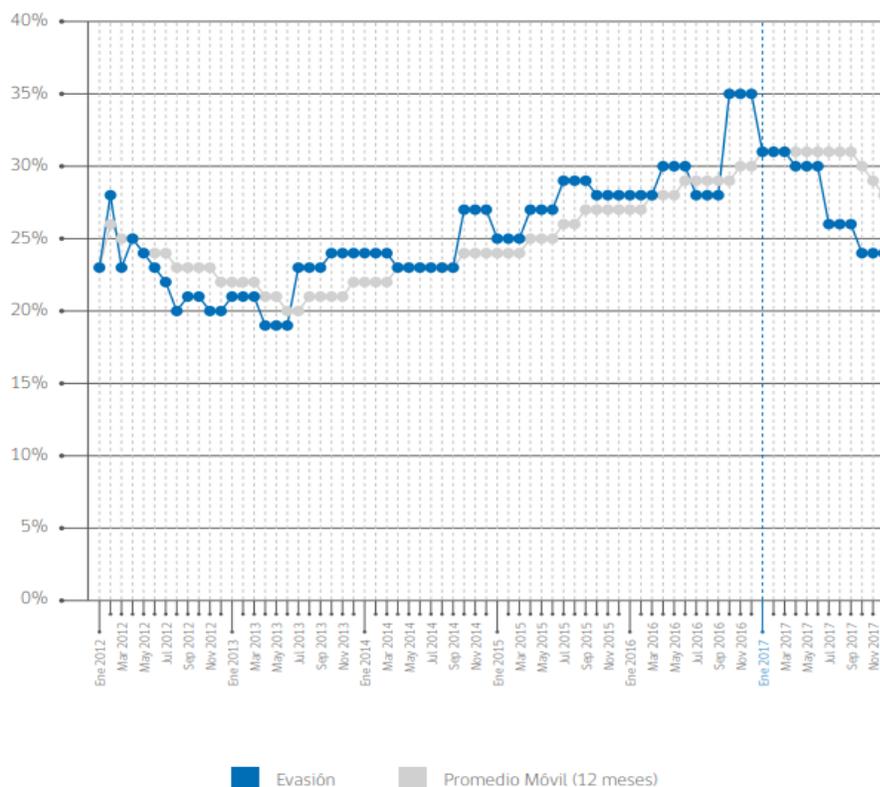


Gráfico 4-1: Evolución de la evasión en buses del Transantiago, años 2012-2017

Fuente: Informe de Gestión DTPM, año 2017

Es necesario observar que, si bien la proporción que alcanza la evasión en el transporte público convierte a este fenómeno en un problema central del sistema de transporte, al punto de poner en riesgo su financiamiento a largo plazo, la forma que ésta se traduce en una menor recaudación no es directa. En la actualidad, no se tiene certeza de los efectos financieros de la evasión y cuantificarlos no es una tarea trivial dada la integración tarifaria entre bus y metro. De hecho, la disminución del porcentaje de pasajeros que no pagan su pasaje podría traducirse en un impacto financiero negativo para el fisco, al menos mirándolo en el corto plazo. Dado el esquema de pagos que posee el sistema, al haber mayor cantidad de usuarios que pagan por su pasaje, estos deben ser pagados a los operadores de los buses, volviéndose en algunos casos objeto de subsidio. Nuestro estudio se desarrollará bajo la premisa de que los efectos de disminuir la evasión traen efectos

positivos de largo plazo y en otros aspectos, lo cual hace deseable su disminución, y se obviarán los efectos directos y de corto y mediano plazo.

## **4.2 Datos**

A continuación, se detallan los datos necesarios para la modelación, introducidos en apartado 3.1. Se van a utilizar cuatro tipos de datos, provenientes desde distintas fuentes:

- 1) Datos sobre fiscalización: número de pasajeros fiscalizados y multados, obtenidos a partir de las actividades de monitoreo.
- 2) Datos dados a partir de una encuesta de percepción a los usuarios sobre la fiscalización, tomando en consideración su frecuencia de viaje.
- 3) Datos sobre los viajes realizados en el transporte público en modo bus para un día normal, calculados a partir de los datos pasivos de las transacciones de las de las tarjetas prepagadas y expandidas por evasión, para así no subestimar la cantidad de viajes.
- 4) Datos relacionados a los costos y remuneraciones provenientes de las actividades de monitoreo, como también los valores provenientes de los ingresos como son la tarifa y multa, obtenidos de datos públicos.

### **4.2.1 Datos entregados por el DTPM sobre fiscalización**

Desde el 2017 el proceso de fiscalización se basa en tres actores: funcionarios de carabineros, fiscalizadores del Programa Nacional de Fiscalización (PNF), dependiente del Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones (MTT) y fiscalizadores de empresas operadoras. En orden de resguardar a los fiscalizadores del PNF, estos siempre realizan sus actividades de monitoreo acompañados de carabineros, ellos son los que detienen los buses, realizan el control de identidad a los usuarios y resguardan al equipo ante una situación de riesgo, mientras los inspectores registran y emiten la citación a los evasores

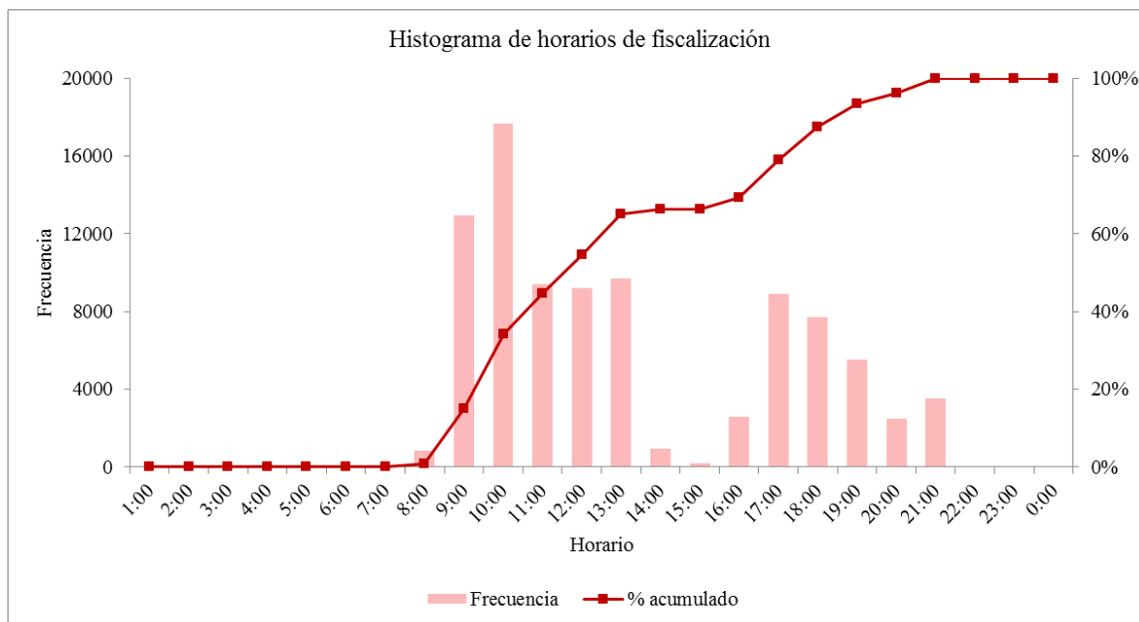
al Juzgado de Policía Local correspondiente. Los fiscalizadores de las empresas operadores, en tanto, pueden apoyar a los inspectores del PNF, sin embargo, éstos no cuentan con la facultad de citar a los evasores, solo pueden bajarlos del bus. Este estudio se desarrollará a partir de los inspectores del PNF y no tomará en cuenta los empleados por las unidades de negocio de los buses.

Es importante destacar que los inspectores del MTT no se dedican exclusivamente a controlar el pago del pasaje, sino que deben fiscalizar toda normativa atingente al Ministerio de Transporte. Esto provoca que el inspector tenga baja especialización en esta tarea y, por ende, no sea lo más eficiente posible. También es importante destacar que la mayoría de los fiscalizadores son contratados en la modalidad de “honorarios”, donde no están sujetos a indicadores de rendimiento, por lo cual no poseen mayor incentivo para hacer su tarea más eficiente. En tanto, los fiscalizadores contratados en modalidad “contrata”, poseen indicadores de rendimiento, pero estos están asociados a la cantidad de controles realizados mas no a su efectividad, es decir, detección de evasores.

A partir de la planilla otorgada por el DTPM, “Controles y partes”, se pudo obtener el número de fiscalizadores diarios en la red, pasajeros fiscalizados y los multados (citados). Los datos disponibles van desde el 01-01-2016 hasta el 31-03-2018.

### Fiscalización

El plan de fiscalización del MTT consiste en controlar a los pasajeros a bordo del bus. El *modus operandi* consiste en parar el bus, realizar el control de la tarjeta BIP a todos los pasajeros dentro del bus con máquinas *Thyron*, y en caso de encontrar evasores, bajarlos del bus para poder multarlos. El control ocurre mayoritariamente desde las 8:00 hasta las 22:00, dividiéndose en dos turnos, el de la mañana: de 07:30 a 13:30, y de la tarde: de 15:30 a 21:30, separados por un período de colación. En el Gráfico 4-2 se puede ver el histograma de la distribución horaria de los controles, donde el primer bloque corresponde al horario desde las 00:00 hasta las 01:00 y así continuamente.



*Gráfico 4-2: Histograma de horarios de fiscalización*

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM, 2016-2018*

A partir del Gráfico 4-2 se puede observar cómo el 99,0% de los controles están dentro del período descrito anteriormente. Además, puede observarse que la fiscalización se realiza mayoritariamente en el periodo de la mañana, con un 65,3% de los casos, desde 8:00 hasta 14:00 y continua con un 33,5% para el periodo tarde, desde las 15:00 hasta las 22:00.

Las labores de fiscalización se realizan principalmente de lunes a viernes. En esta investigación el cálculo del número óptimo de fiscalizadores será a partir de los datos de estos días, no considerando sábado, domingo ni festivos. En el Anexo A: Fiscalización en días sábado, domingo y festivos, se muestran los datos de fiscalización para esos días y la razón por la cual se excluyeron.

Por último, cabe mencionar que no en todos los días disponibles existió fiscalización; no se realizó control en 62 de 566 días laborales. Para el 2016 fue un 7,1% de los casos, en el 2017 un 10% y por último hasta marzo del 2018, un 30,2% de los casos. A partir de

eso se puede observar una baja de fiscalización en el 2018. Esto puede deberse posiblemente a la disponibilidad de carabineros o a una baja de prioridad por parte de la autoridad. Debido a que la información disponible del 2018 abarca solo el primer trimestre, se realizó una comparación de dicho trimestre para los tres años. La Tabla 4-1 muestra dicha información.

*Tabla 4-1: Días fiscalizados y días disponibles*

<b>Año</b>	<b>Días de fiscalización</b>	<b>Días disponibles</b>	<b>Días laborales fiscalizados (L-V)</b>	<b>Días laborales disponibles (L-V)</b>	<b>Días fiscalizados/días laborales (L-V)</b>
<b>Anual</b>					
2016	255	366	235	253	92,9%
2017	228	365	225	250	90,0%
<b>Primer trimestre</b>					
2016	71	91	63	63	100,0%
2017	61	90	61	65	93,8%
2018	45	90	44	63	69,8%

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

### Equipos de fiscalización

Como se mencionó anteriormente, los fiscalizadores del MTT tienen la facultad de emitir multas a los evasores, sin embargo, para resguardar su seguridad, estos siempre fiscalizan acompañados de Carabineros de Chile. Debido a esto, existe una gran limitación de aumentar el número de equipos debido a que dependen de la disponibilidad de Carabineros que puedan acompañarlos.

Hasta el 2017 los equipos de fiscalización consistían en un número de 1, 2 o 3 inspectores. Para el 2016 y 2017 hubo 86 días en los que existió control con equipos de solo 1 persona, 33,7% y 37,7% de los días disponibles según año. En el 2018 se decidió

no fiscalizar más con solo 1 inspector para cuidar la seguridad del trabajador. La Tabla 4-2 muestra la cantidad de días que hubo equipos de fiscalización de 1, 2 o 3, según año.

*Tabla 4-2: Cantidad de días que hubo equipos de fiscalización de 1, 2 o 3 personas, según año*

<b>Año</b>	<b>Equipos de 1</b>	<b>Equipos de 2</b>	<b>Equipos de 3</b>	<b>Días sin equipos de 2</b>	<b>Días sin equipos de 3</b>
2016	86	240	227	15	28
2017	86	212	202	16	26
2018	0	32	34	12	10

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

En la mayoría de los días existe control con equipos de 2 personas y los días en los que no los hay es porque existe fiscalización por equipos de 3 personas.

Por último, el promedio de número de equipos por día, según año, se muestra en la Tabla 4-3.

*Tabla 4-3: Promedio de número de equipos por día, según año*

<b>Año</b>	<b>Promedio de número de equipos por día</b>
2016	16,5
2017	18,9
2018	5,8

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

### Número de fiscalizadores por día

En promedio, **se despliegan 36 fiscalizadores por día**. En la Tabla 4-4 se muestra el número de fiscalizadores en promedio por día según año.

*Tabla 4-4: Promedio de fiscalizadores por año*

<b>Año</b>	<b>Total fiscalizadores</b>	<b>Promedio por día</b>	<b>Total fiscalizadores / N° de equipos</b>
2016	9.210	36	2,2
2017	9.349	41	2,3
2018	642	15	2,5

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

Como se mencionó, los fiscalizadores son acompañados por Carabineros para sus actividades de control. Por esto, el número de inspectores puede variar día a día dependiendo del número de Carabineros disponibles, o bien, porque la autoridad utilizó a los inspectores en otras actividades. La cantidad de fiscalizadores desplegados, según día, para el año 2017, puede verse en el Gráfico 4-3.

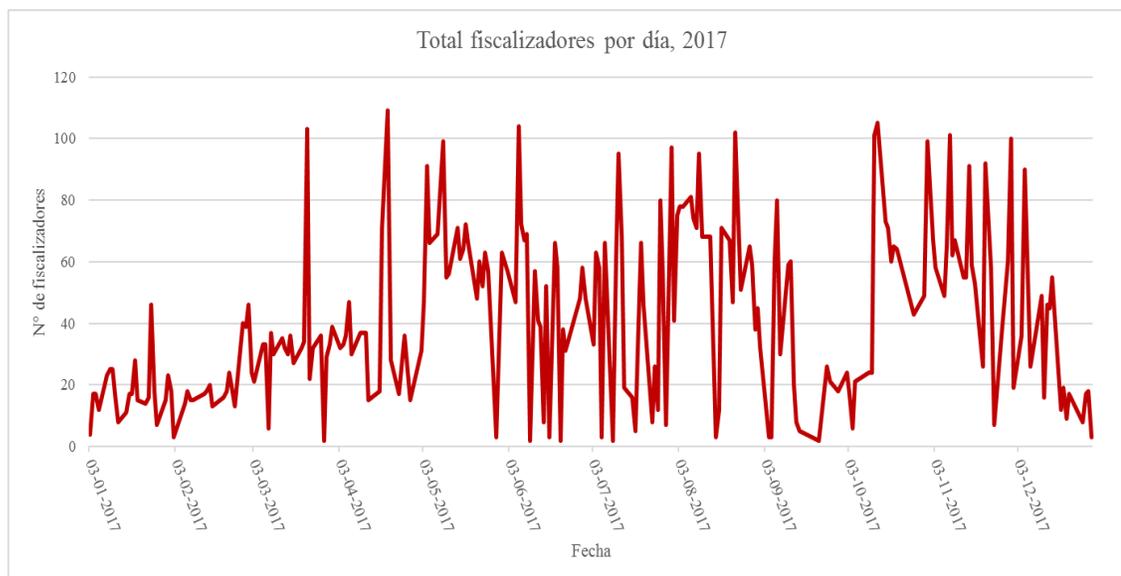


Gráfico 4-3: Número de fiscalizadores de buses por día, año 2017

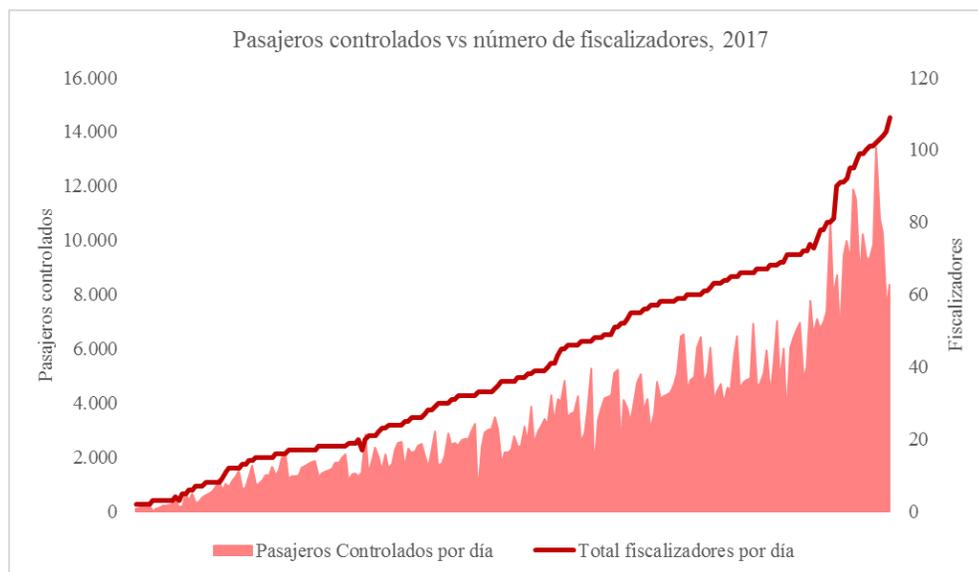
Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM

Puede observarse en el gráfico anterior la alta variabilidad en la cantidad de inspectores según día.

### Pasajeros Controlados

Para poder calcular el número de pasajeros controlados, o  $n_{fisc}$ , fue necesario depurar la base de datos debido a que había celdas que indicaban como cero los pasajeros controlados y sí tenían pasajeros citados (o multados), además existían otras celdas vacías y otras como 'NULL'. Se eliminaron 7.413 filas de datos sobre el control dentro de los buses de un total de 91.638, es decir, el 0,08%. Además, se tomaron en consideración solo los registros dentro de los turnos AM y PM de un día laboral.

En el Gráfico 4-4 puede observarse que, al aumentar el número de fiscalizadores, la cantidad de pasajeros controlados tiende a aumentar.



*Gráfico 4-4: Pasajeros controlados vs número de fiscalizadores para el año 2017*

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

El Gráfico 4-4 está ordenado de forma ascendente según número de fiscalizadores para los datos del año 2017. Si bien la tendencia al aumentar este número es la de aumentar el número de pasajeros controlados, estos varían dependiendo del día. Al realizar una regresión lineal podemos ver que el coeficiente de determinación es de un 0,89%. Las estadísticas de la regresión se muestran en la Gráfico 4-5.

*Tabla 4-5: Regresión lineal del número de pasajeros controlados por número de fiscalizadores para el año 2017*

<b>Estadísticas de la regresión</b>	
Coefficiente de correlación múltiple	0,94
Coefficiente de determinación R <sup>2</sup>	0,89
R <sup>2</sup> ajustado	0,89
Error típico	890,79
Observaciones	228

**Estadísticas de la regresión**

	Coeficientes
Intercepción	-263,46
Variable Total fiscalizadores por día	91,58

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

Cabe destacar que depurar los datos no afecta la cantidad de pasajeros controlados. Se realizó una misma regresión lineal como la anterior para ver el ajuste en los días donde no había datos erróneos, resultando un coeficiente de determinación menor, 0,84%, para 110 observaciones.

En la tabla Gráfico 4-6 podemos observar el número de pasajeros controlados según el número de personas en el equipo de fiscalización.

*Tabla 4-6: Pasajeros controlados por equipos, año 2017*

<b>Equipos de 1</b>		<b>Equipos de 2</b>		<b>Equipos de 3</b>	
Media	17,7	Media	17,8	Media	18,5

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

En el Anexo B: Número de pasajeros controlados según el número de personas que conforma el equipo de fiscalización, se puede observar la estadística descriptiva.

Es interesante observar que el efecto marginal de más fiscalizadores en el equipo sobre la cantidad de pasajeros controlados por el equipo es bajo. Esto puede deberse a que si bien, los inspectores deberían de fiscalizar a todo el bus, en la práctica una vez han sorprendido a cierta cantidad de evasores, por seguridad se deja de fiscalizar y se procede a multarlos. Por otro lado, se analizó el número de pasajeros controlados por número de

fiscalizadores en el equipo según período, categorizándolo según punta mañana (PMA), punta tarde (PTA) y fuera de punta. La Gráfico 4-7 muestra los resultados:

*Tabla 4-7: Pasajeros controlados por equipos en cada fiscalización, según período, año 2017*

	<b>Período</b>			
	<b>Día laboral</b>	<b>PMA</b>	<b>PTA</b>	<b>Fuera punta</b>
<b>Equipo de 1 fiscalizador</b>				
Media pasajeros controlados	17,7	20,9	19,3	17,4
Suma pasajeros controlados	37.132	1.482	2.221	33.429
Cuenta pasajeros controlados	2.102	71	115	1.916
<b>Equipo de 2 fiscalizadores</b>				
Media pasajeros controlados	17,8	19,5	19,0	17,6
Suma pasajeros controlados	575.100	25.699	37.579	511.822
Cuenta pasajeros controlados	32.392	1.315	1.974	29.103
<b>Equipo de 3 fiscalizadores</b>				
Media pasajeros controlados	18,5	21,2	20,0	18,3
Suma pasajeros controlados	184.121	6.181	10.388	167.552
Cuenta pasajeros controlados	9.956	292	520	9.144

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

A partir de la Gráfico 4-7 puede observarse que la mayor cantidad de los controles se efectúan fuera de punta, teniendo una media menor que en períodos punta, lo cual puede explicarse por la menor cantidad de viajes realizados en estos períodos.

El promedio de pasajeros controlados por día es de 3.071, el de multados de 304 y la tasa de multa resultante es de 9,9%. En la Tabla 4-8 se diferencian estos promedios según año.

*Tabla 4-8: Promedio de pasajeros controlados, citados y tasa de multa diaria, según año*

<b>Año</b>	<b>Promedio de pasajeros controlados</b>	<b>Promedio pasajeros citados</b>	<b>Tasa de multa</b>
2016	3.021	261	8,6%
2017	3.496	389	11,3%
2018	1.166	110	9,8%

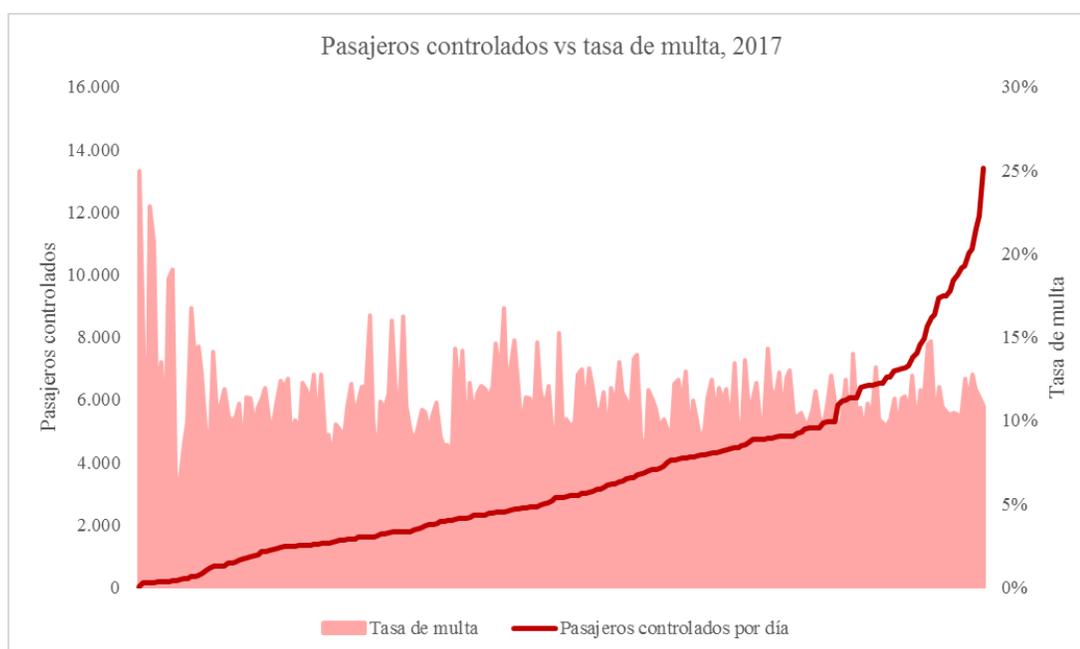
*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

Cabe destacar que el promedio de pasajeros controlados está subestimado debido a que en la base hay datos donde el número de pasajeros controlados es igual al número de citados, lo cual se decidió mantener dado que no se tenía la certeza de que todos los datos fuesen un error. Además, al depurar la base se eliminaron 10.014 datos sobre pasajeros multados, de un total de 170.109. Se puede inferir de la tabla anterior que la tasa de multa, es decir el número de pasajeros citados dividido el número de pasajeros controlados por día, es muy baja en comparación a la tasa de evasión existente, alrededor de un 25% para esos años.

En específico, la tasa de multa promedio para el 2017 fue de 11,3%, esto da indicios de la limitada efectividad que tiene el proceso, es decir, el protocolo no es capaz de multar a muchos de los evasores que realmente viajan en el bus. Como se mencionó, el protocolo es el de fiscalizar todo el bus, y como se mostrará en la siguiente sección, la encuesta realizada a los usuarios a bordo del bus indicó que en un 88,3% de los casos el usuario fue fiscalizado la misma cantidad de veces que observó un inspector en el bus. Es importante volver a destacar que hay circunstancias en que no es posible controlar a todos los pasajeros, ya sea debido a que el bus va muy lleno o también a que se controlaron a varios evasores y por seguridad se decide no seguir fiscalizando más dicho bus y proceder a citar a los infractores. Es menester recordar que la fiscalización es una de las tantas medidas para enfrentar la evasión, pero que no se deben dejar de lado otras medidas para controlar el fenómeno de evasión, como son el proveer facilidades a los usuarios con problemas

económicos, por ejemplo, rebajándoles la tarifa, como a los estudiantes. Si se tomara tal medida, podría ser posible separar “la paja del trigo” y, por tanto, lograr que la menor cantidad de usuarios evada, en orden de capturar solo a los usuarios mal intencionados, lo cual lograría hacer más efectivos los mecanismos de fiscalización y poder realmente aplicar fiscalizaciones fuertes. Por otro lado, un tema de discusión a futuro es el decidir si la metodología de control es la óptima como también si el detener el bus es lo más eficiente o si se pudiese fiscalizar con el bus en movimiento, evitando molestar a los usuarios que sí pagan.

Es interesante ver que al aumentar el número de pasajeros controlados no aumenta la tasa de multa, como se ve en el Gráfico 4-5:



*Gráfico 4-5: Pasajeros controlados vs tasa de multa para el 2017*

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*

Lo anterior puede deberse a que, como se mencionó con anterioridad, si bien los fiscalizadores deberían controlar a todo bus, no siempre es así y cuando ya encuentran a

un determinado número de evasores dejan de fiscalizar el resto del bus para que continúe su recorrido y así multar a los evasores.

#### Distribución espacial de la fiscalización, por comuna

Santiago es una ciudad extensa donde el índice de evasión varía entre comunas. Por ende, el lugar donde se realiza la fiscalización es clave. Si bien escapa de los alcances de la presente investigación discutir dónde debiera de realizarse una mayor fiscalización, es importante mencionar cómo se están distribuyendo los controles de fiscalización. En la Figura 4-2 se muestra un mapa de calor sobre la distribución de controles por comuna para el año 2017.

En el Anexo C: Controles de fiscalización y suma de pasajeros controlados por comuna, según año, está la tabla a partir de la cual se construyó la figura anterior, la cual está construida a partir del número de controles realizados dentro de una comuna. En el mismo Anexo C puede verse la suma de pasajeros controlados por comuna según año, la cual, en términos de porcentaje sobre el control, son similares. A partir de la figura anterior, puede observarse que la distribución espacial del control de fiscalización no es homogénea y que se concentra en algunas comunas, donde Santiago destaca con un mayor control.

A partir de esto, sería interesante que se desarrollase una metodología eficiente en cuanto a la focalización de inspectores, es decir dónde deben de asignarse sus tareas, de manera que sea la óptima posible en la búsqueda de disuadir el no pago del pasaje.

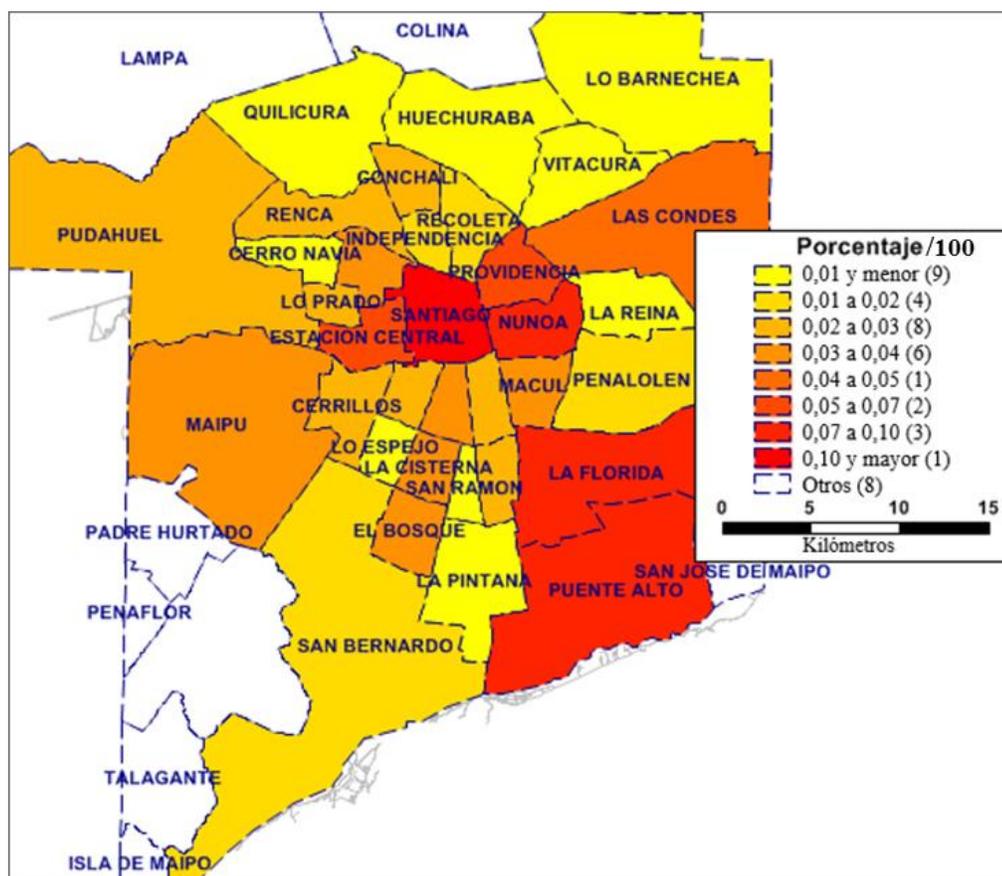


Figura 4-2: Porcentaje de controles por comuna, año 2017

Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM, utilizando programa TransCAD

#### 4.2.2 Encuesta de percepción a usuario

Como parte del presente trabajo se realizó una encuesta con el fin de poder determinar la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado. Esta es parte de lo realizado por el estudiante de doctorado Luis Ángel Cantillo, por lo que hay preguntas en el formulario que no están directamente relacionadas con esta investigación.

Previo a la realización de la encuesta, se realizó una encuesta piloto a 228 usuarios con el fin de calibrar y perfeccionar las preguntas a implementar. Esta se realizó en la Avenida

Libertador Bernardo O'Higgins (Av. Alameda), la arteria principal de Santiago, y consistió en encuestar a los usuarios en distintos paraderos de buses del transporte público. Una vez depurados los datos y analizando las respuestas de los usuarios, se modificaron algunas preguntas y se decidió que era óptimo realizar la encuesta a bordo del bus. Una razón importante para esta decisión, identificada en la pre-encuesta realizada, fue el hecho de que algunos usuarios prefieren utilizar el modo Bus en desmedro del modo Metro en orden de ahorrarse la tarifa, debido a que evadir la tarifa resulta más sencillo en el primer modo. Hay que recordar que en esta investigación no se incluye el mal uso de la TNE, lo cual es otra forma de evasión al no pagar la tarifa correspondiente. La pre-encuesta fue realizada muy cercana a las estaciones Santa Lucía y Universidad de Chile de Línea 1 de Metro, donde se conversó con los usuarios en los distintos paraderos y se detectó este fenómeno, ya que varios usuarios que esperaban en el paradero respondían que utilizaban el modo bus debido a que es más fácil evadir, a diferencia del metro, por tanto, había mayor probabilidad de encontrar usuarios evasores, no así a bordo del bus, donde los usuarios que van arriba no necesariamente tenían la opción de optar de modo, sino que era el recorrido que les servía. En la Avenida donde se realizó la encuesta se compite directamente con Metro, por ende, el tipo de usuarios encuestados estaba sesgado en comparación a los usuarios a bordo de los buses. Este hecho también se comprobó en una encuesta piloto previa a la pre-encuesta, realizada cerca de la estación San Joaquín de L5 de Metro. Los otros detalles mejorados fueron la redacción de las preguntas a realizar, de modo que no fueran tan directas en lo referente al tema de evasión.

### Tamaño Muestral

Para definir la muestra de usuarios a encuestar se optó por dividir a Santiago en 7 macrozonas, a partir de la Encuesta Origen Destino (EOD) del 2012, y se tomó en consideración el número de habitantes de cada macrozona y el porcentaje de usuarios que utiliza transporte público en cada una de ellas. Se excluyó la macrozona surponiente del

análisis debido a que Transantiago no transita por ese sector. La Tabla 4-9 muestra la distribución en cada macrozona.

Tabla 4-9: Número de habitantes y pasajeros del transporte público, según macrozona

Macrozona	Comunas	Habitantes (miles)	Porcentaje de viajes en transporte público (miles)	Pasajeros de transporte público (miles)
1. Norte	Lampa, Colina, Quilicura, Huechuraba, Renca, Conchalí, Independencia, Recoleta	976,0	32,3%	315,2
2. Poniente	Quinta Normal, Pudahuel, Maipú, Cerro Navia, Lo Prado, Estación Central, Cerrillos, Pedro Aguirre Cerda	1.412,9	32,8%	463,8
3. Oriente	Las Condes, Providencia, Ñuñoa, La Reina, Vitacura, Lo Barnechea	966,2	18,3%	176,6
4. Centro	Santiago	344,8	27,3%	94,1
5. Sur	San Miguel, La Cisterna, La Granja, San Bernardo, Calera de Tango, San Ramón, La Pintana, San Joaquín, Lo Espejo, El Bosque	1.236,7	28,5%	352,0
6. Suroriente	La Florida, Puente Alto, Pirque, Peñalolén, Macul	1.331,4	34,0%	453,2

Fuente: EOD 2012

A continuación, para calcular el tamaño de la muestra ( $n$ ) según macrozona, se utilizó la fórmula de *Smith* (1979):

$$n = \frac{CV^2 Z_\alpha^2}{E^2} \quad (4-1)$$

donde  $CV$  es el coeficiente de variación,  $E$  es el nivel de exactitud y  $Z_{\alpha}$  es el valor de la variable Normal estandarizada ( $N(0,1)$ ) para el nivel de confianza ( $\alpha$ ) requerido.

Suponiendo una distribución normal de la población y si se considera un nivel de confianza del 90% con una especificación de error  $E$ , sumado a que la variable dicotómica es si los usuarios utilizan transporte público, se obtiene el tamaño de muestra para cada zona, detallado en la Tabla 4-10.

*Tabla 4-10: Tamaño muestral según macrozona para distintos errores de especificación*

<b>Macrozona</b>	<b>n (muestra) con <math>E = 10\%</math></b>	<b>n (muestra) con <math>E = 15\%</math></b>	<b>n (muestra) con <math>E = 20\%</math></b>
1. Norte	564	195	141
2. Poniente	550	186	138
3. Oriente	1.203	888	301
4. Centro	717	316	179
5. Sur	676	281	169
6. Suroriente	521	167	130
<b>TOTAL</b>	<b>4.735</b>	<b>2.189</b>	<b>1.184</b>

Para ver con más detalle la explicación de la obtención del tamaño de la muestra, ir al Anexo D: Explicación del tamaño muestral.

Debido a que los recursos son limitados, se optó por especificar un error del 15%, lo cual es aceptable, realizando una encuesta a unos 2.000 usuarios de transporte público.

### Encuesta

Se encuestó a un total de 2.085 usuarios a bordo de buses del transporte público. La Tabla 4-11 presenta una descripción de los usuarios encuestados:

Tabla 4-11: Tabla descriptiva sobre usuarios encuestados a bordo de buses

<b>Usuarios encuestados</b>		
	<b>Mujeres</b>	<b>Hombres</b>
<b>Sexo</b>	51%	49%
<b>Edad</b>	39	37
	<b>Chilena</b>	<b>Extranjero</b>
<b>Nacionalidad</b>	86%	14%
	<b>Sí</b>	<b>No</b>
<b>Movilidad Reducida</b>	4%	96%
	<b>Normal</b>	<b>TNE</b>
<b>Tipo BIP</b>	82%	17%
<b>Nivel de ingreso</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>Contestaron “Nunca evade”</b>
<b>Bajo</b>	30%	59%
<b>Medio</b>	56%	63%
<b>Alto</b>	14%	64%
<b>Modo de viaje realizado</b>	<b>Porcentaje</b>	
<b>Solo Bus</b>	82%	
<b>Bus-Metro</b>	16%	
<b>Otros</b>	2%	

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

Para mayor detalle de los resultados de la encuesta, en el Anexo E: Resultados encuesta percepción de usuario, se encuentra la información.

En el formulario se les preguntó a los usuarios sobre la frecuencia de viaje en transporte público, donde la mayoría de los usuarios encuestados usaban de 5-6 veces a la semana el transporte público y sus principales razones de viajes eran por trabajo y para volver a casa, siendo 2,4 viajes promedio al día entre los encuestados (ver Anexo E: Resultados encuesta percepción de usuario).

A continuación, en la Figura 4-3, se muestra el formulario utilizado durante la encuesta:

Información del viaje				
Con qué frecuencia realiza viajes:		2- ¿Cuál es su <b>razón principal</b> del viaje actual?		3- ¿Cuántos viajes en total realizará todo el día de hoy?
<b>1- Solo Bus</b> <input type="checkbox"/> 5-6 veces a la semana <input type="checkbox"/> 1-2 veces al mes <input type="checkbox"/> 3-4 veces a la semana <input type="checkbox"/> Ocasionalmente <input type="checkbox"/> 1-2 veces a la semana <input type="checkbox"/> Es la primera vez		<b>1.1-Bus-Metro</b> <input type="checkbox"/> 5-6 veces a la semana <input type="checkbox"/> 1-2 veces al mes <input type="checkbox"/> 3-4 veces a la semana <input type="checkbox"/> Ocasionalmente <input type="checkbox"/> 1-2 veces a la semana <input type="checkbox"/> Nunca		<input type="checkbox"/> 1. Trabajo <input type="checkbox"/> 5. Trámites <input type="checkbox"/> 2. Estudio <input type="checkbox"/> 6. Volver a casa <input type="checkbox"/> 3. Turismo/ Ocio/ Deporte <input type="checkbox"/> Otro: <input type="checkbox"/> 4. De compras
5- Origen y destino del viaje actual: esquina más cercana o hito y comuna		6- Describir viaje actual (etapas)		4- Abordó el servicio en: <input type="checkbox"/> Paradero <input type="checkbox"/> ZP
Origen _____ Destino _____		E1. _____ E2. _____ E3. _____ E4. _____ E5. _____ E6. _____		7- Tipo de Bip! <input type="checkbox"/> Normal <input type="checkbox"/> TNE
8- En los últimos 12 meses, ¿con qué frecuencia se ha visto en un bus de Transantiago sin pagar? (de 10 viajes, se ha visto sin pagar en:)		9- Siempre con referencia a los últimos 12 meses, ¿cuántas veces ha visto un fiscalizador a bordo del bus en que iba?		10- Siempre con referencia a los últimos 12 meses, de las veces que ha visto un fiscalizar a bordo, ¿Cuántas veces los han controlado a Ud.?
<input type="checkbox"/> 1. Nunca (0 viajes) <input type="checkbox"/> 2. Bastante (2-4 viajes) <input type="checkbox"/> 3. Casi Siempre (6-8 viajes) <input type="checkbox"/> 4. Raramente (<2 viajes) <input type="checkbox"/> 5. A menudo (4-6 viajes) <input type="checkbox"/> 6. Siempre (>8 viajes)		<input type="checkbox"/> Si, pero no en el último año <input type="checkbox"/> Si, pero no en el último año		<input type="checkbox"/> Si, pero no en el último año <input type="checkbox"/> Si, pero no en el último año
11- En general, si algún día tuvo que evadir, ¿por qué lo hizo? (Puede marcar más de una opción)				
<input type="checkbox"/> 1. Porque no tengo plata <input type="checkbox"/> 2. Porque el servicio es malo <input type="checkbox"/> 3. Porque poca gente o nadie paga <input type="checkbox"/> 4. Porque es fácil no pagar <input type="checkbox"/> 5. Porque el bus va muy lleno y subo por atrás <input type="checkbox"/> 6. Porque el viaje es muy caro <input type="checkbox"/> 7. Porque quiero ahorrar plata <input type="checkbox"/> 8. Porque no hay fiscalizadores o muy poca fiscalización <input type="checkbox"/> 9. Porque no pasa nada si no pago <input type="checkbox"/> 10. Porque el chofer no dice nada <input type="checkbox"/> 11. Porque me quedo sin saldo y no hay donde cargar <input type="checkbox"/> Otro: _____				
Información Socioeconómica				
12- Edad _____	14- Nacionalidad <input type="checkbox"/> Chileno <input type="checkbox"/> Extranjero	16- Movilidad reducida (encuestador) <input type="checkbox"/> Sí <input type="checkbox"/> No	18- Ingreso personal <input type="checkbox"/> Nivel 1 <input type="checkbox"/> Nivel 2 <input type="checkbox"/> Nivel 3 <input type="checkbox"/> Nivel 4 <input type="checkbox"/> Nivel 5 <input type="checkbox"/> Nivel 6 <input type="checkbox"/> Nivel 7 <input type="checkbox"/> Nivel 8 <input type="checkbox"/> Nivel 9	19- Nivel de ocupación (encuestador) <input type="checkbox"/> Nivel 1 <input type="checkbox"/> Nivel 2 <input type="checkbox"/> Nivel 3 <input type="checkbox"/> Nivel 4 <input type="checkbox"/> Nivel 5 <input type="checkbox"/> Nivel 6
13- Sexo (encuestador) <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M	15- Hora _____	17- Comuna de residencia _____	20- Descripción: _____	
Información observada del servicio (encuestador)				
Fecha _____	Servicio _____	Patente _____	Torriquete <input type="checkbox"/> Sí <input type="checkbox"/> No	Nº de puertas <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 4
Encuestador: _____			Sentido Comuna Inicio: _____ Comuna Final: _____	

Figura 4-3: Formulario de la encuesta realizada a usuarios del transporte público en buses

Las preguntas relacionadas con el cálculo de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado son la 1, 3 y 9. Cabe mencionar que en la pregunta acerca de cuántas veces ha visto el usuario a un fiscalizador a bordo, se le pidió al encuestado reportar el dato numérico, donde 0,5 se refiere a 1 vez cada 2 años. El Gráfico 4-6 muestra la distribución de la cantidad de veces que el encuestado respondió dicha pregunta.



Gráfico 4-6: Cantidad de veces que ha visto a un fiscalizador a bordo del bus en los últimos 12 meses

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

Se puede observar que la gran mayoría de los encuestados nunca ha visto un fiscalizador a bordo del bus donde viaja. Por otro lado, se preguntó acerca de cuántas veces fue controlado, donde un 88,3% fue fiscalizado la misma cantidad de veces que vio a un inspector. Más adelante, cuando se describa cómo se obtuvo la distribución de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado, se explicará cómo se utilizaron las preguntas de la encuesta para poder obtenerla.

Para determinar la proporción de usuarios honestos,  $\alpha$ , se utilizó la razón entre los encuestados que respondieron “nunca” en la pregunta 8, excluyendo a los que respondieron alguna razón por la que evadieron en la pregunta 11, y el total de entrevistados. A partir de esto, se obtuvo un  $\alpha$  igual a 52,8%. Para el caso de los evasores psicológicos,  $\delta$ , no se utilizó el valor local, siendo la proporción de usuarios que respondió “siempre” en la pregunta 8, resultando ser  $\delta=1,1\%$ . En cambio, se consideró un  $\delta$  igual al 6%, lo cual según la literatura existente (Horizon Research Corporation, 2002; Clarke *et al.*, 2010) es un porcentaje admisible de pasajeros que regularmente eluden el pago del

pasaje. Por tanto, los valores de la segmentación de usuarios decididos son los mostrados en la Tabla 4-12.

*Tabla 4-12: Usuarios honestos y evasores psicológicos*

<b>Segmentación de usuarios</b>	<b>Notación</b>	<b>Valor</b>
Decididos	$\alpha$	52,8%
	$\delta$	6%

*Fuente: Datos de encuesta realizada y bibliografía*

Para ver en mayor detalle las respuestas sobre las preguntas 8 y 11: cantidad de veces que el usuario evadió y sus principales razones, ver Anexo E: Resultados encuesta percepción de usuario

#### Elección de recorridos de buses a encuestar

En orden de realizar la encuesta a bordo de los buses, se nos otorgó ayuda de dos operadores del Transantiago: STP y Metbus, por lo que se eligieron recorridos de su operación. La elección de estos recorridos se basó en el trazado de ellos, con el objetivo de abarcar el tamaño muestral según macrozona que se determinó anteriormente. En la Tabla 4-13 se muestran los recorridos seleccionados y las comunas por donde transitan, así como también sus macrozonas. Además, se detalla el número de encuestas realizadas en cada recorrido, obteniendo un total de 2.085. Las comunas que están entre paréntesis indican que el recorrido pasa por el límite comunal.

Tabla 4-13: Encuestas realizadas según recorrido

Operador	Servicio	Comunas por las que transita	Macrozonas	Encuestas realizadas
STP	712	Puente Alto, La Florida, Macul, (Peñalolén), (Ñuñoa), (La Reina), Las Condes, Vitacura, Recoleta	Suroriente, Oriente, Norte	582
METBUS	502	Cerro Navia, Quinta Normal, Santiago, Recoleta, Providencia, Vitacura, (Las Condes), (Lo Barnechea)	Poniente, Norte, Centro, Oriente	301
METBUS	511	Cerro Navia, Pudahuel, Lo Prado, Quinta Normal, Estación Central, Santiago, San Joaquín, (Macul), Ñuñoa	Poniente, Centro, Sur, Suroriente, Ñuñoa	319
	506v	Maipú, Estación Central, Santiago, Ñuñoa, Peñalolén	Poniente, Centro, Oriente, Suroriente	361
	516	Pudahuel, (Lo Prado), Estación Central, Santiago, (Providencia), Ñuñoa, Peñalolén	Poniente, Centro, Oriente, Suroriente	282
	J08	Pudahuel, (Lo Prado), (Quinta Normal), Cerro Navia	Poniente	240
TOTAL				2.085

Como fue una encuesta a bordo del bus, no se podía controlar el origen de la comuna donde reside cada usuario, porque si bien, en la encuesta se le preguntó acerca de la comuna de residencia, los usuarios dentro del bus pueden venir de varias comunas. La Tabla 4-14 resume la muestra estimada según cada macrozona y los resultados obtenidos a partir de la encuesta:

*Tabla 4-14: Macrozona de residencia a partir de encuesta realizada*

<b>Sector</b>	<b>n (muestra) con <math>E = 15\%</math></b>	<b>Medido</b>
1. Norte	195	238
2. Poniente	186	824
3. Oriente	888	156
4. Centro	316	173
5. Sur	281	69
6. Suroriente	167	508
<b>TOTAL</b>	<b>2.033</b>	<b>1.968</b>

La tabla no considera los datos de usuarios que no residen en algunas de las macrozonas descritas. Puede observarse que, si bien no se logró obtener la muestra estimada en todos los casos, se obtuvo una representación de todas las macrozonas.

La Figura 4-4 presenta la distribución de la comuna de residencia de los usuarios encuestados, donde se muestra la macrozona a la cual corresponde. Puede observarse que la distribución coincide con las líneas de buses en donde se realizó la encuesta, siendo de color turquesa las de Metbus y la amarilla la de STP.

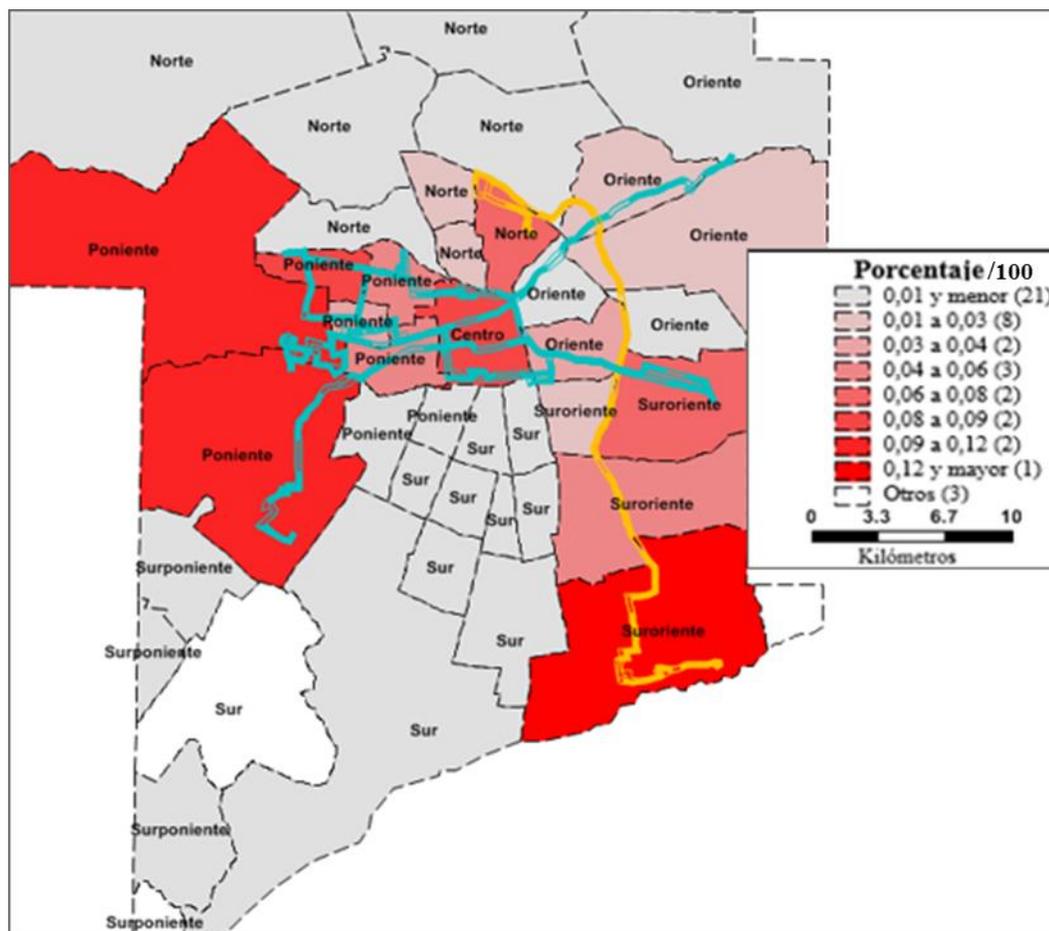


Figura 4-4: Distribución de la comuna de residencia de los usuarios encuestados

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada, utilizando programa TransCAD

### 4.2.3 Datos de las transacciones de las tarjetas prepagadas para estimar el número de viajes diarios en la red

Para poder estimar el número de viajes diarios en la red de transporte público metropolitana se utilizó una base de datos otorgada por el DTPM, a través de la Universidad de Chile. La base se obtuvo de ADATRAP (Análisis de Datos de Transporte Público) el cual es un software creado por la Universidad de Chile que, utilizando las metodologías descritas en los artículos de Munizaga & Palma (2012) y Cortés et al.

(2011), toma datos generados automáticamente por los GPS de los buses y las transacciones de pago de la tarjeta BIP, a partir de los cuales obtiene información valiosa como perfiles de velocidad, perfiles de carga, matrices origen-destino de viajes de transporte público e indicadores de calidad de servicio.

El objetivo de esta etapa fue la de realizar un conteo de los viajes en transporte público y caracterizarlo según modo utilizado para cada par origen destino del área metropolitana donde opera Transantiago. Luego de una depuración de datos, donde se eliminaron días atípicos con muy poca cantidad de viajes, quedaron 78 días laborales a analizar. Para el manejo y análisis de los datos se utilizó el programa *Postgresql*.

#### Caracterización de los datos

Los datos de viajes van desde marzo a agosto del 2017, cabe destacar que no están todos los días de cada mes debido a que habían días no validados por lo que no se nos proporcionó esa información. La base de datos está según viajes, no etapas y estos están según un ID específico para cada tarjeta BIP, donde el usuario puede realizar más de un viaje al día y se contabilizan hasta 4 etapas según los distintos modos; bus, metro y metrotrén. Además, se hace la diferencia si el usuario ingresó al modo bus a través de una zona paga (ZP) o no, quedando 4 modos.

La idea principal es cruzar el resultado de este conteo de viajes con la cantidad de pasajeros fiscalizados según día. Para esto se realizaron varios filtros. En primer lugar, se requieren solo los viajes para días laborales, es decir se excluyen los sábados, domingos y festivos. Además, en la base de datos el tipo de día laboral se divide en 12 períodos, por lo que se excluyeron los 5 períodos fuera del horario laboral que van desde Fuera de Punta Nocturno hasta la Transición Nocturna (desde las 21:30 hasta las 6:29), para ver mayor información dirigirse al Anexo F: Períodos Transantiago de subida.

### Conteo de viajes del modo bus según par origen destino

La metodología para realizar el conteo de viajes para cada día laboral fue, en primer lugar, crear una tabla llamada “*viajes*” donde se importaron los datos de la base de datos, para esto se utilizó el programa *Postgresql* versión 10. Luego, se creó otra tabla llamada “*código par od*” donde para cada par origen destino, de las 34 comunas de la región metropolitana donde opera el Transantiago (Anexo G: Comunas de Santiago donde opera Transantiago), se le asignó un código. Además, hay ciertos viajes que no presentan origen o destino, por lo que a éstos se les asignó como origen o destino “NULL”, quedando en total 1225 códigos para representar las posibles combinaciones. Estos códigos se anexaron a la tabla “*viajes*”. A continuación, se creó otra tabla llamada “*conteo\_viajes*”, donde la primera columna está dada por el código del par OD y las siguientes para los modos de viajes utilizados, quedando 15 posibles combinaciones para los 4 modos disponibles (bus, metro, metrotrén, zona paga). Finalmente, se realiza el conteo de viajes a partir de la tabla “*viajes*” para los 1225 códigos de pares OD que utilizan el modo bus, es decir se excluyen de este conteo los viajes realizados solo en modo metro, metrotrén o su combinación, y se agregan a la tabla “*conteo\_viajes*”. Con esta metodología se obtuvieron el número de viajes realizados en modo bus, desagregados según las combinaciones posibles de los distintos modos, para cada par origen destino, de los 78 días que se tienen.

En segundo lugar, para obtener el número real de viajes realizados por día es necesario corregir el conteo según evasión, ya que como este se obtuvo a partir de las transacciones realizadas, no es tomada en cuenta. Para expandir los viajes se utilizaron los índices de evasión según par comunal obtenidos a partir de Gallegos (2016). Estos índices son válidos solo para el modo solo-bus, para las demás combinaciones de modos, los viajes se expandieron según el índice de evasión del modo con menor evasión, específicamente 0,14% para cuando combina con Metro, 0,89% para Metrotrén y 3,3% para cuando el usuario aborda al bus en una zona paga. Por ejemplo, si un usuario realizó su viaje solo en modo bus, pero en alguna de sus etapas ingresó al bus a través de una zona paga, se considerará la tasa de evasión de esta última. Estas cifras se obtuvieron en el Taller de

Metodología de Medición de la Evasión, organizado por el DTPM el 2018. Hay que destacar que se utiliza este supuesto debido a que no existe ningún estudio que mida la evasión en modos combinados y obviarla sería subestimar los viajes realizados.

Finalmente, se obtuvo el número de pasajeros transportados en la red para todos los días disponibles analizados, promediando **2.534.287** viajes realizados en horario laboral en modo bus. En el Gráfico 4-7 puede verse cómo varía esta cantidad, la cual no tiene diferencias significativas entre un día y otro. Hay un día en agosto donde viajó una menor cantidad de pasajeros, esto es debido a que es un interferido. De todas formas, se decidió mantener este día dado que la cantidad no es significativamente menor.

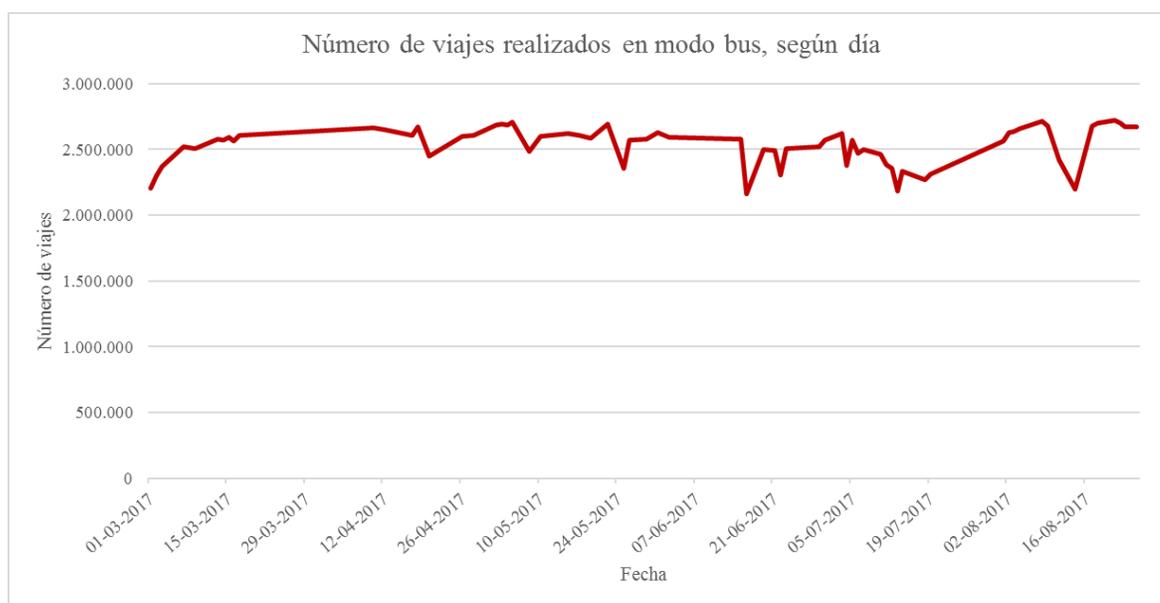


Gráfico 4-7: Número de viajes realizados en modo bus, según día

Es importante destacar que, dado que se tiene información sobre las tasas de evasión según par origen-destino (O-D) como también información sobre las distancias promedio de viajes según par O-D se realizó una regresión para ver cómo varía la evasión según la distancia. Además, se incluyó en el análisis datos socioeconómicos de las comunas de origen y destino, donde se utilizó el Índice del Prioridad Social (IPS 2015), el cual tiene

mayor valor en comunas más vulnerables. En orden de obtener datos más certeros, se obvió la información sin datos sobre origen o destino. En la Tabla 4-15: Regresión lineal de la tasa de evasión según distancia promedio de viaje e IPS del par OD se pueden observar los resultados de la regresión.

Tabla 4-15: Regresión lineal de la tasa de evasión según distancia promedio de viaje e IPS del par OD.

```
. regress p_eexpansion ips_origen ips_destino distancia_promedio
```

Source	SS	df	MS	Number of obs = 719		
Model	2.33297829	3	.77765943	F( 3, 715) = 246.96		
Residual	2.25152081	715	.00314898	Prob > F = 0.0000		
Total	4.5844991	718	.006385096	R-squared = 0.5089		
				Adj R-squared = 0.5068		
				Root MSE = .05612		

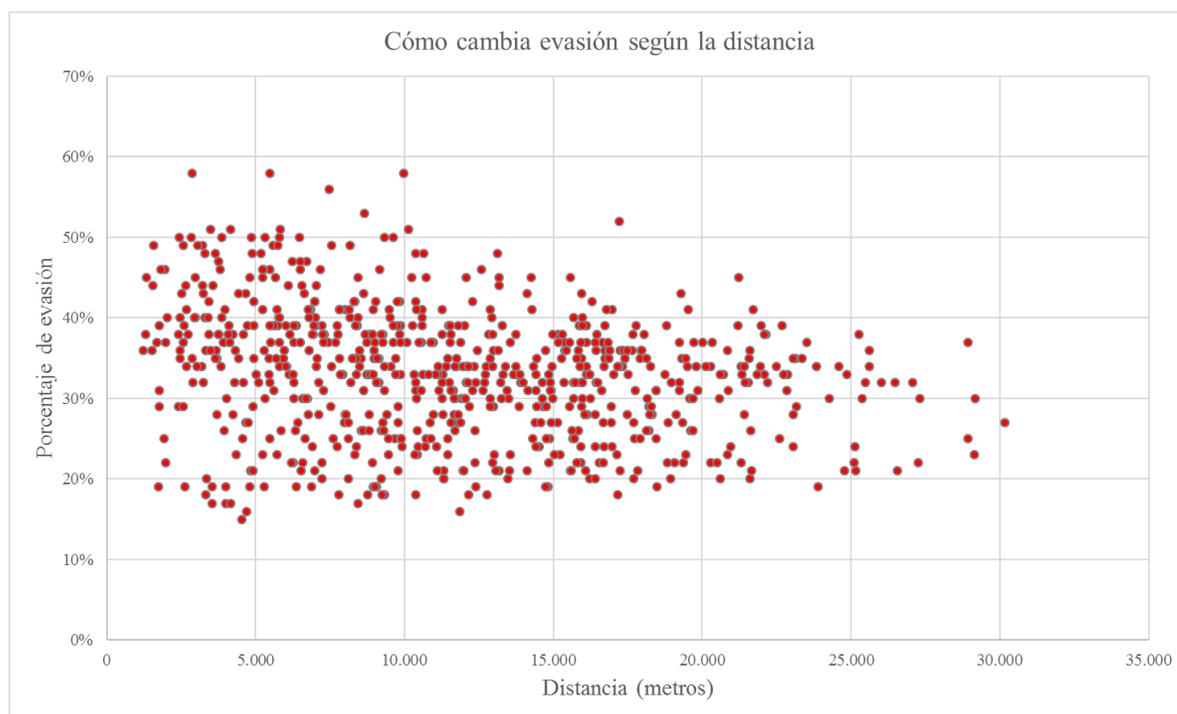
p_eexpansion	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
ips_origen	.0029784	.0001219	24.43	0.000	.0027391	.0032178
ips_destino	.0009129	.0001222	7.47	0.000	.0006731	.0011527
distancia_promedio	-2.25e-06	3.43e-07	-6.55	0.000	-2.92e-06	-1.58e-06
_cons	1.173653	.0097729	120.09	0.000	1.154466	1.19284

Fuente: Tasas de evasión según comuna, IPS y promedio de distancia entre viajes según par O-D

Analizando la tabla anterior, se puede ver que todas las variables son significativas, siendo el IPS de la comuna de origen la más relevante. Con referencia a los signos de las variables, estos son consistentes con lo esperado, teniendo un signo positivo para las variables del IPS, lo que quiere decir que, a mayor IPS, se espera una mayor tasa de evasión. Este resultado es relevante, haciendo referencia a lo expuesto en la introducción: es necesario resolver motivos de fondo de la evasión antes de poder pasar a una fiscalización fuerte o, dicho de otro modo, que para que una fiscalización fuerte sea efectiva, parece ser necesario revolver antes ese tipo de motivos de evasión. Esto se suma

a los resultados de la encuesta, donde uno de los principales motivos para evadir fue “no tengo plata”.

Por otro lado, el signo de la distancia es negativa, lo que hace referencia a que, a mayor distancia, menor evasión. En el Gráfico 4-8, se muestran los datos de distancia y porcentaje de evasión asociados.



*Gráfico 4-8: Cómo cambia la evasión según la distancia*

*Fuente: Tasas de evasión según comuna y promedio de distancia entre viajes según par O-D*

Se puede ver cómo, al aumentar la distancia, hay una tendencia a la baja en la tasa de evasión. Este es un hecho importante a considerar en lo referente a las actividades de inspección, dado que se podría focalizar su labor en los viajes más cortos realizados por los usuarios y, por ende, hacer más eficiente su labor. Sin embargo, esta tarea no es trivial, ya que un viaje largo puede incluir varias etapas, donde todas podrían ser etapas cortas, lo cual no se considera en el análisis anterior, calculado a partir de la distancia total de viaje.

Como línea de investigación futura, sería interesante ver cómo cambia la evasión según la distancia, considerando no el viaje completo, sino que incluyendo las etapas.

#### 4.2.4 Datos de costos y remuneraciones

Se utilizaron tres datos sobre costos monetarios, obtenidos de datos públicos, como son la tarifa para el transporte público en modo bus, el valor de la multa por evasión y el costo promedio diario de un fiscalizador, todo para el año 2017. Además, se utilizó una estimación para el porcentaje de usuarios multados que efectivamente pagan la multa en un tiempo prudente.

La Tabla 4-16 resume los datos y sus respectivas notaciones:

*Tabla 4-16: Valores de los costos*

<b>Definición</b>	<b>Notación</b>
Valor de la tarifa	$t = \$660$
Valor de la multa	$m = \$70.000$
Costo promedio diario de un fiscalizador	$s = \$35.000$
Porcentaje de usuarios multados que hacen pago de la multa	$\beta = 35\%$
Porcentaje de la multa retribuido al MTT	$\theta = 40\%$

En primer lugar, en lo referente al valor de la tarifa, y tal como se mencionó con anterioridad, por simplificación no se consideró el valor del pasaje escolar. Además, se consideró dentro del valor la combinación con modo metro en horario valle, lo cual suma \$20 al precio del pasaje solo bus (\$640).

En segundo lugar, según la normativa vigente para el 2017, quien no pague su pasaje en transporte público arriesga una multa que va desde 1 a 1,5 UTM, lo cual depende de lo que dictamine el juez correspondiente de la causa. El promedio de una UTM para el 2017 fue de \$46.527, lo cual aproximaremos a \$46.500. Utilizaremos como monto el valor más

alto de la multa, ya que son este supuesto se maximiza el número de fiscalizadores que el modelo entregará, por lo que, aproximando, el valor de la multa inicialmente lo estableceremos como \$70.000. De todos modos, más adelante se analizará cómo influye este valor en el número de fiscalizadores. Además, hay que considerar que en la práctica no todos los usuarios multados se presentan en el Juzgado de Policía Local o si se presentan, a no todos se les castiga con la imposición del pago de la multa correspondiente, lo cual depende fuertemente del juez a cargo de la causa. Las diferencias en el valor de la multa impuesta por juez no se considerarán en esta investigación. Además, tampoco vamos a tomar en cuenta los descuentos que se realizan para aquellas personas que pagan su multa dentro de los primeros 40 días de haber infraccionado, descuento del 25%, ya que lo que el modelo busca es maximizar el número de fiscalizadores resultante.

En tercer lugar, se consideró un promedio mensual de salario a un fiscalizador de \$700.000, calculado a partir de los sueldos otorgados para el año 2017. Se consideraron 20 días laborales para determinar el sueldo diario de un inspector. Como se mencionó, un fiscalizador del Programa Nacional de Fiscalización del MTT no tiene como única función corroborar que los usuarios del transporte público hayan pagado su pasaje, si no que deben de cumplir con varias obligaciones más, por lo que este sueldo estaría sobrevalorado, debido justamente a que se financian otras labores dentro de la jornada laboral y no se considera exclusivamente las actividades de monitoreo. De todas formas en el capítulo 5 se abordará cómo influye este valor en el número de fiscalizadores. Por otro lado, hay costos variables que no se consideran dentro del análisis, como lo son el uso de vehículos para realizar las actividades de inspección, los materiales, costos administrativos y pago a Carabineros. Este último no se considera debido a que nuestro modelo analiza los costos del MTT, quien no es el encargado de pagarle a Carabineros. Como línea de investigación futura sería interesante ver cómo variarían los costos considerando lo expuesto y su impacto en la determinación del número óptimo de fiscalizadores.

En cuarto lugar, para determinar el porcentaje de usuarios multados que hacen pago de la multa, se utilizó como dato estimaciones oficiales, donde indican que un 65% de los usuarios multados no concurre al Juzgado de Policía Local a pagar la infracción. Por lo

que suponiendo que todas las personas que van al Juzgado pagan efectivamente la multa, usaremos como beta igual 35% (Emol, 2017).

Por último, el porcentaje de multa retribuido al MTT se fijó en un 40%, más adelante, en el apartado 5.1 Análisis de sensibilidad al porcentaje de multa retribuido al MTT ( $\theta$ ), se detallará el por qué este porcentaje. Recordar que este término se introdujo de forma que haya un incentivo económico para la entidad correspondiente (MTT) por el cual desplegar fiscalizadores, siendo no tan solo el objetivo una disminución en la evasión, si no que tenga un retorno económico. Destacar que para poder retribuir parte de la multa al MTT, se requiere un cambio normativo mayor.

Recordemos además los porcentajes de usuarios honestos,  $\alpha$ , y de evasores psicológicos,  $\delta$ , descritos en el apartado 4.2.2, detallados en la Tabla 4-17.

*Tabla 4-17: Porcentaje de usuarios honestos y de evasores psicológicos*

Definición	Notación	Valor
Porcentaje de usuarios honestos	$\alpha$	52,8%
Porcentaje de evasores psicológicos	$\delta$	6%

### 4.3 Estimación de las funciones de probabilidades

En este capítulo se explicará en detalle la resolución de las funciones de probabilidades necesarias para resolver nuestro modelo. En primer lugar, se detallará el cálculo de la probabilidad objetiva de ser fiscalizado, a partir de los datos obtenidos anteriormente sobre usuarios transportados en la red y sobre la cantidad de fiscalizadores desplegados. En segundo lugar, se explicará cómo se obtuvo la distribución de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado, la cual se basó en la encuesta realizada a usuarios.

### 4.3.1 Probabilidad objetiva de ser fiscalizado

Una vez obtenidos la cantidad de pasajeros fiscalizados,  $n_{fisc}$ , y el número de usuarios transportados en la red de buses,  $n$ , se realiza un *match* entre las fechas de ambos, obteniendo un total de 66 datos, y se realiza un análisis de regresión para poder obtener la **tasa de fiscalización**, la cual resultó ser de 0,16%. En otras palabras, **1,6 pasajeros de cada 1000 fue fiscalizado durante 2017**

Se utilizó el *software* Stata y se realizaron dos tipos de regresiones: lineal y polinomial de segundo grado, ambas pasando por el origen. Los gráficos Gráfico 4-9 y Gráfico 4-10 muestran estas regresiones, respectivamente.

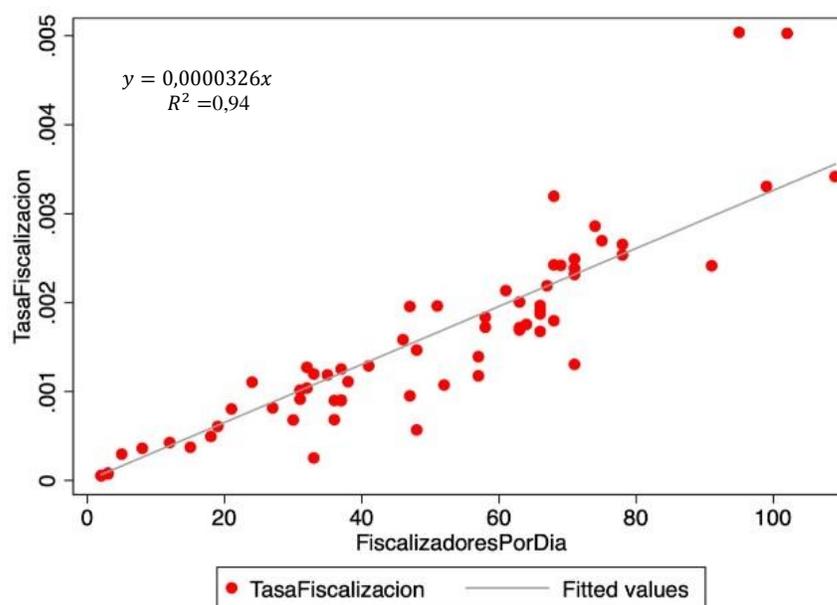


Gráfico 4-9: Regresión lineal sin constante

A continuación, en la Tabla 4-18 se detallan los valores de esta regresión:

Tabla 4-18: Valores regresión lineal sin constante

Source	SS	df	MS			
Model	.000216995	1	.000216995	Number of obs =	66	
Residual	.000014557	65	2.2396e-07	F( 1, 65) =	968.90	
Total	.000231552	66	3.5084e-06	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.9371	
				Adj R-squared =	0.9362	
				Root MSE =	.00047	

TasaFiscalizacion	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FiscalizadoresPorDia	.0000326	1.05e-06	31.13	0.000	.0000305	.0000347

La regresión ajusta de manera favorable, con un  $R^2=0,94$  y se obtuvo un coeficiente angular de  $k = 0,0000326$ , el cual como se ha mencionado, puede interpretarse como el promedio diario de tasa de fiscalización de un solo fiscalizador, representando una medida de control de efectividad. Con esto, se obtiene la probabilidad objetiva de ser fiscalizado, lo que es igual a:

$$p = 0,0000326 * X \quad (4-2)$$

A partir de estos datos podemos observar que la tasa de fiscalización es muy baja. Como se mencionó en la sección 4.3.1, 1,6 de cada 1000 pasajeros es fiscalizado en la red, lo cual se obtuvo considerando los fiscalizadores diarios promediados, siendo un total de 50.

Por otro lado, se analizó la correlación polinomial de grado 2. En el Gráfico 4-10 se presenta la curva obtenida:

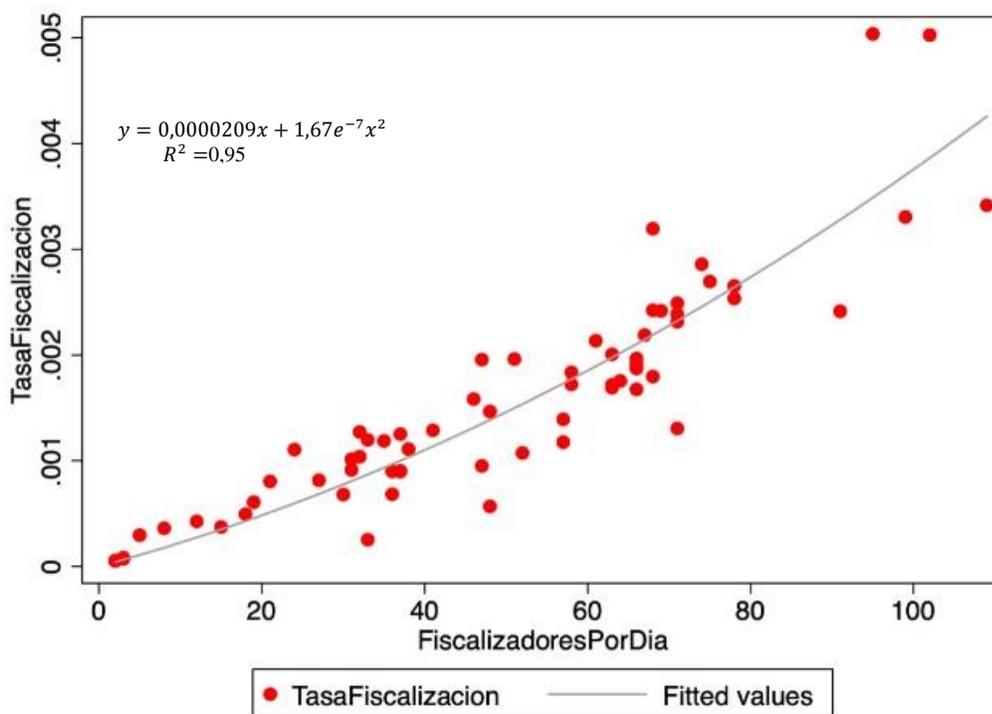


Gráfico 4-10: Regresión polinomial de segundo grado sin constante

La Tabla 4-19 resume los valores obtenidos de la regresión:

Tabla 4-19: Valores regresión polinomial de segundo grado sin constante

Source	SS	df	MS	Number of obs = 66		
Model	.000219433	2	.000109717	F( 2, 64) = 579.42		
Residual	.000012119	64	1.8936e-07	Prob > F = 0.0000		
Total	.000231552	66	3.5084e-06	R-squared = 0.9477		
				Adj R-squared = 0.9460		
				Root MSE = .00044		

TasaFiscalizacion	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FiscalizadoresPorDia	.0000209	3.42e-06	6.11	0.000	.000014	.0000277
FiscalizadoresPorDia2	1.67e-07	4.65e-08	3.59	0.001	7.40e-08	2.60e-07

Contra-intuitivamente el coeficiente cuadrático resulta ser positivo. Hubiera sido de esperar que este resultara ser negativo, dado la productividad marginal negativa de los fiscalizadores al haber apelotonamiento de ellos. Se esperaba que, a mayor cantidad de inspectores dentro del bus, la presión ejercida por ellos decreciera, disminuyendo su eficiencia. Sin embargo, al existir tan poca tasa de fiscalización y considerando que en la práctica no siempre se fiscaliza a todo el bus, puede ser que este fenómeno no ocurra.

Para simplicidad del modelo, se utilizará la regresión lineal sin constante.

#### 4.3.2 Probabilidad subjetiva de ser fiscalizado

A partir de los datos obtenidos de la encuesta a usuarios, donde luego de una depuración se obtuvieron 2.085 encuestas válidas, se procedió a calcular la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado,  $p_i$ . La  $p_i$  de cada usuario entrevistado se obtiene como la razón entre la **frecuencia de fiscalización subjetiva** y la **frecuencia de viaje**, donde esta última se calcula como la frecuencia máxima entre los viajes solo bus o el modo bus combinado con metro o metrotrén, en otras palabras, si el usuario respondió que utiliza de 3-4 veces a la semana el modo bus, pero que utiliza 5-6 veces a la semana el modo combinado bus-metro, se utiliza la frecuencia mayor.

En primer lugar, siguiendo lo realizado por Barabino *et al.*, 2013, la **frecuencia de viaje** para cada usuario entrevistado se obtiene, transformado la respuesta de frecuencia de viaje según lo siguiente:

- “Es la primera vez” = 1
- “Ocasionalmente” =  $0,5 \times 11$  (meses/año) = 5,5
- “1-2 veces al mes” =  $1,5 \times 11$  (meses/año) = 16,5
- “1-2 veces a la semana” =  $1,5 \times 48$  (semanas/año) = 72
- “3-4 veces a la semana” =  $3 \times 48$  (semanas/año) = 144
- “5-6 veces a la semana” =  $5 \times 48$  (semanas/año) = 240

En segundo lugar, se multiplica el valor anterior con la respuesta sobre el número de viajes diarios (¿Cuántos viajes en total realizará todo el día de hoy?), obteniendo la frecuencia de viaje sobre una base anual, la cual es el denominador de  $p_i$ .

Finalmente, a partir de la respuesta sobre la frecuencia en que el usuario ha visto fiscalizadores en los últimos 12 meses, se obtiene el numerador de  $p_i$  y se calcula la razón.

Una vez calculado la  $p_i$  de cada usuario se procedió a obtener la distribución de probabilidad que mejor aproximara los datos. En orden de conseguirla, se utilizó el programa *EasyFit* para realizar un análisis estadístico y así obtener el mejor ajuste de los valores observados de  $p_i$ . Luego, se escogieron las curvas de distribución que se ajustaran mejor a los datos, bajo el criterio de la prueba estadística de *Anderson-Darling (AD)*.

El test de AD es una prueba no paramétrica que permite determinar si una muestra de datos, o una distribución de datos, se ajusta o no a una distribución esperada. Se eligió esta prueba debido a que es más sensible a los valores extremos, a diferencia de la prueba *Kolmogórov-Smirnov*, la cual es más sensible a la mediana de la distribución. En general, mientras mejor se ajuste la distribución a los datos, menor será el estadístico AD. A continuación, en la Tabla 4-20 se muestran las 4 mejores distribuciones según este test de bondad de ajuste:

Tabla 4-20: Prueba de Anderson-Darling para las distribuciones de probabilidad

Distribución	Estadístico Anderson-Darling
Pareto Generalizada	136,74
Valor Extremo Generalizada	150,12
Laplace	451,21
Error	451,21

Se escogieron las dos primeras distribuciones, ya que las siguientes escapan mucho del estadístico AD. El valor de este estadístico determinará si se acepta o no la hipótesis nula, la cual es que los datos se ajustan a determinada distribución de probabilidades. La

hipótesis nula es rechazada, en el nivel de significancia impuesto, si el valor del estadístico es mayor que el valor crítico. En la Tabla 4-21 se pueden ver estos valores según el nivel de significancia:

Tabla 4-21: Valores críticos dependiendo del nivel de significancia

<b>Bondad de ajuste. Anderson-Darling</b>					
Nivel de significancia $\alpha$	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,37	1,93	2,50	3,29	3,91

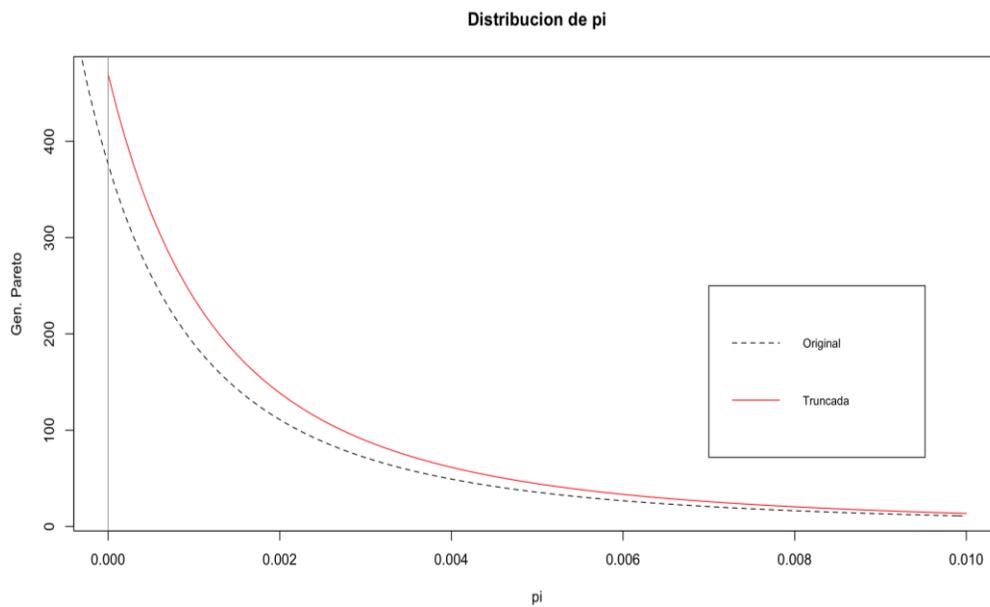
Como bien se observa, ninguna de las distribuciones acepta la hipótesis nula. Esto se explica debido a que más del 50% de los datos son cero ( $p_i=0$ ) y por ende no hay ninguna distribución de probabilidad que ajuste.

Existen modelos del tipo ‘*zero inflated*’ o *hurdle models*’, ambos modelos de dos partes, donde la primera parte es una regresión logística basada en una distribución binomial, que modela el “cero”, y la segunda parte está relacionada con el conteo. La diferencia entre ambos es que los modelos ‘*hurdle*’ asumen que solo hay un proceso donde el ‘cero’ se puede producir, mientras que los ‘*zero-inflated*’ asume que las dos partes del modelo pueden producir un cero. Si bien estos modelos serían una manera más apropiada para ajustar los datos, esta no es viable en nuestro estudio debido a que necesitamos poder representar de manera gráfica nuestra distribución de probabilidades en orden de conseguir nuestro objetivo, lo cual no es posible con este tipo de modelos. Como este problema nace del reducido nivel de fiscalización actual, una vez que este nivel aumente, y por ende se disminuya el número de “ceros”, las distribuciones de probabilidad debieran ajustarse mejor.

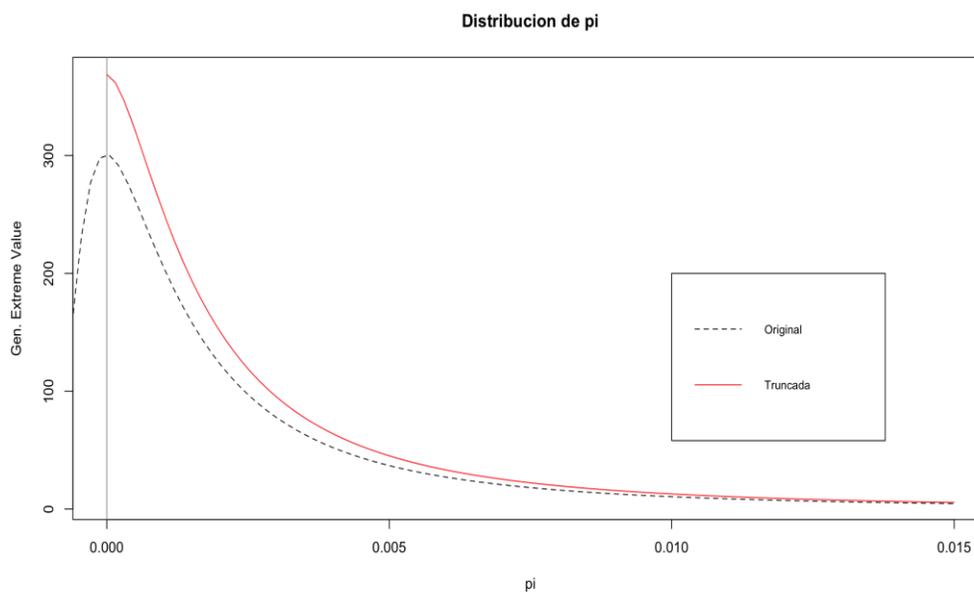
Como se mencionó, analizaremos, por un lado, las dos primeras distribuciones de probabilidad que mejor ajustaron. Dado que la fiscalización en Santiago es muy baja, la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado también lo es, lo que resulta en que las distribuciones más significativas partan de valores negativos. Como es una probabilidad,

por tanto, no puede tomar valores negativos, se truncan las distribuciones para que partan desde cero, es decir, se resta a la integral de toda la distribución, que es 1, el valor de la función de distribución acumulada hasta cero para así obtener un factor igual a uno dividido esta resta, el cual se usa para multiplicar la función de densidad de probabilidad. Para realizar esto se utilizó el software R Studio versión 1.1.447.

Las distribuciones quedan finalmente como se muestran en el Gráfico 4-11 y Gráfico 4-12:



*Gráfico 4-11: Distribución truncada Pareto Generalizado*



*Gráfico 4-12: Distribución truncada Valor Extremo Generalizado*

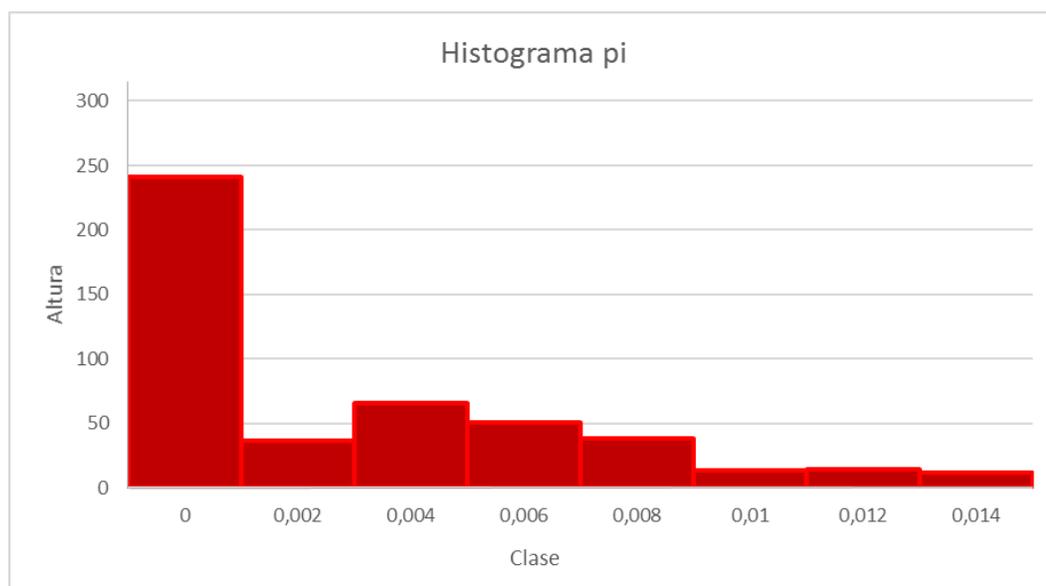
Los parámetros de cada una son los detallado en la Tabla 4-22:

*Tabla 4-22: Parámetros distribuciones*

<b>Distribución</b>	<b>Pareto Generalizado</b>	<b>Valor Extremo Generalizado</b>
Parámetro	Valor	Valor
$k$	0,68042	0,71863
$\sigma$	0,00183	0,00151
$\mu$	-0,00044	0,00066

donde  $k$  es el parámetro continuo de la forma,  $\sigma$  el de la escala (mayor a cero) y  $\mu$  el de ubicación.

Por otro lado, se calculó el histograma de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado, donde se tomaron clases de 0,002. A continuación, se puede ver el Gráfico 4-13:



*Gráfico 4-13: Histograma de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado*

El histograma se construyó de modo de poder ajustar una función empírica de densidad continua, para esto, el área de cada barra representa la frecuencia relativa, donde la altura es la densidad de frecuencia (Behar & Grima, 2013). Al analizar el histograma de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado, se observa que la altura de la barra está fuertemente relacionada con el numerador de  $p_i$ , es decir, la cantidad de fiscalizadores que el encuestado declaró haber observado. Así, la segunda barra corresponde principalmente a los que respondieron que vieron 1 fiscalizador en 2 años (0,5), la tercera los que respondieron que habían visto un fiscalizador, y así sucesivamente. Para ver la distribución de clases en el histograma según cantidad de fiscalizadores observados y la frecuencia de viaje, dirigirse al Anexo H: Distribución de clases en el histograma.

En la siguiente sección se determinará cual es la mejor manera de ajustar el histograma de modo de calcular la cantidad óptima de fiscalizadores. Así como también las aproximaciones de las distribuciones de probabilidad.

#### 4.4 Resolución

Una vez obtenida la probabilidad objetiva y la distribución de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado, se procede a calcular el número óptimo de fiscalizadores. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, es necesario primero expresar  $p_i$  como función de  $X$ . Para poder realizarlo, se utilizó el software R Studio versión 1.1.447.

En primer lugar, se establece una condición de igualdad entre la **mediana** de la distribución de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado ( $p_i$ ),  $x_m$ , y la probabilidad objetiva de ser fiscalizado,  $p(X) = kX$ . Cabe destacar que no se utilizó la moda, la cual sería el punto máximo de la distribución en el eje de la ordenada, debido a que en este caso en particular es cero, motivo por cual no sería posible realizar nuestro modelo.

En segundo lugar, se calcula la ordenada,  $y_{t/m}$ , del punto  $t/m$  de la distribución y la ordenada,  $Y$ , de la mediana,  $x_m$ . Luego, se crean dos rectas, la primera que parte desde  $(0,0)$  hasta el punto  $(x_m, h)$  y la segunda que parte desde el punto anterior hasta  $(t/m, y_{t/m})$ . La ordenada  $h$  se obtiene igualando el área debajo de la distribución hasta el punto  $t/m$  (función de distribución acumulada), es decir, la proporción de usuarios calculistas que decide evadir  $P_e$ , con el área bajo la curva de las dos rectas hasta el punto  $t/m$ . En los Gráfico 4-14 y Gráfico 4-15, se muestra la aproximación realizada en las dos distribuciones que mejor ajustaron a  $p_i$ : la distribución de Pareto Generalizado (P.G.) y la del Valor Extremo Generalizado (V.E.G.).

- Distribución de Pareto Generalizado

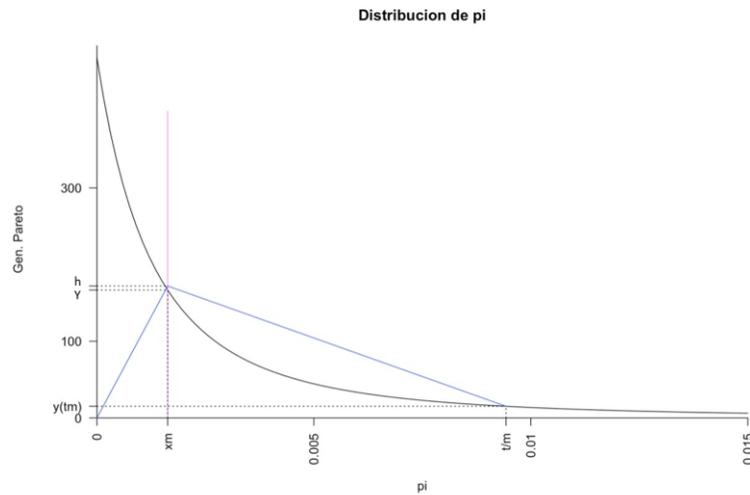


Gráfico 4-14: Aproximación de la distribución de probabilidades P.G.

- Distribución del Valor Extremo Generalizado

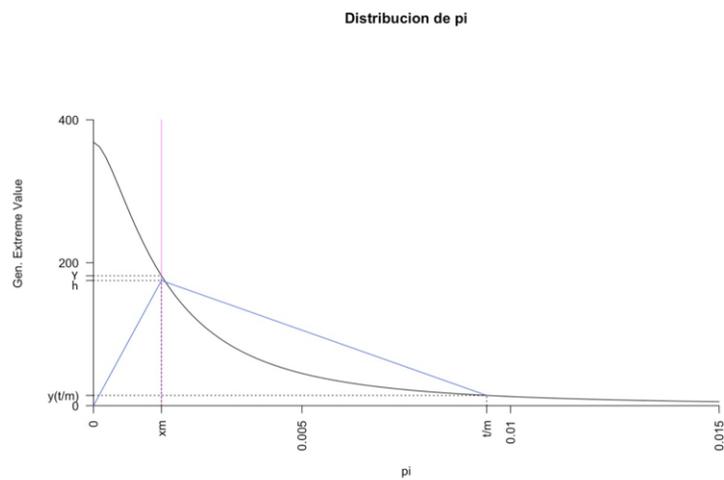


Gráfico 4-15: Aproximación de la distribución de probabilidades V.E.G

Para el caso del histograma, el Gráfico 4-16 muestra cómo queda:

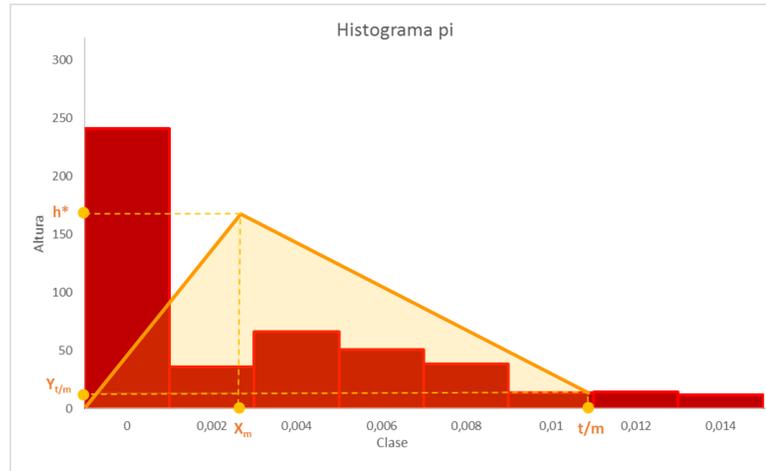


Gráfico 4-16: Aproximación del histograma de  $p_i$

Cabe destacar que la primera recta para aproximar al histograma parte en el origen y no en el máximo debido a que, si fuese lo segundo, la derivada de  $P_e$  sería positiva, lo que en otras palabras se traduciría a que, al aumentar la cantidad de fiscalizadores ( $X$ ), lo que provocaría un aumento de  $x_m$ , la proporción de usuarios calculistas que decide evadir sería mayor, es decir, a mayor fiscalización habría mayor evasión, lo que es contradictorio y por tanto incorrecto.

Si la recta comenzará desde el máximo ( $Y$ ), matemáticamente  $P_e(X)$  quedaría como:

$$P_e = x_m h^* + \frac{(Y - h^*)x_m}{2} + \frac{(y_{t/m} + h^*)\left(\frac{t}{m} - x_m\right)}{2} \quad (4-3)$$

Como  $x_m = kX$ , la proporción de usuarios calculistas que decide evadir sería:

$$P_e = \frac{(Y - y_{t/m})kX + (h^* + y_{t/m})\left(\frac{t}{m}\right)}{2} \quad (4-4)$$

Y como  $Y > y_{t/m}$  la derivada de  $P_e$  según  $X$  sería positiva.

Los valores de los parámetros y variables utilizadas para modelar cada distribución de probabilidades y el histograma son los detallados en la Tabla 4-23:

*Tabla 4-23: Valores de las variables y parámetros*

Distribución	Pareto	Valor Extremo	Histograma
	Generalizado	Generalizado	
Parámetro	Valor	Valor	Valor
$t/m$	0,009	0,009	0,009
$y_{t/m}$	15,184	14,398	13,916
$P_e$	87,03%	88,17%	88,50%
$x_m$	0,002	0,002	0,002
$Y$	212,980	215,990	0
$h$	171,318	174,602	175,358

Finalmente, como se vio en el capítulo 2, en la ecuación 3-9, procedemos a calcular el número óptimo de fiscalizadores ( $X$ ) bajo el criterio de maximizar la diferencia entre la recaudación total del sistema y los costos asociados a la fiscalización, resultando como se muestra en la Tabla 4-24:

*Tabla 4-24: Número óptimo de fiscalizadores según distribución*

Distribución	Pareto	Valor Extremo	Histograma
	Generalizado	Generalizado	
Número de fiscalizadores ( $X$ )	2.604	2.713	2.778
Tasa de fiscalización	8.5%	8.8%	9.1%

La tasa de fiscalización quiere decir que se necesitan fiscalizar a 85, 88 o 90 pasajeros cada 1.000 según cada caso.

Sería interesante ver cómo varía la proporción de usuarios calculistas que decide evadir dado el aumento en la tasa de fiscalización. Sin embargo, dado que un aumento en la cantidad de fiscalizadores implica un cambio en la percepción de los usuarios en el nivel de control en la red, es decir, un cambio en la distribución de  $p_i$ , en nuestro modelo no es posible de calcular. Barabino et al., 2014, estima una relación para  $P_e$  con  $X$ , dado que cuenta con información del nivel de fiscalización en distintos períodos. Con esos datos, sumado a distintas distribuciones modeladas y distintos valores para  $t/m$ , logra estimar una regresión de  $P_e$ , concluyendo que es una función decreciente al aumentar  $X$ . Dado que no contamos con distintos valores de  $X$  en distintos períodos, sumado a que las distribuciones de probabilidad estimada no ajustan de manera adecuada, no se realizó dicha regresión. Mas debería desarrollarse como línea de investigación futura.

Es importante destacar que, por simplicidad, en nuestro modelo se asume que los costos son lineales con respecto al número de fiscalizadores y que los costos fijos es una constante. En la práctica, los costos fijos son más complejos, considerando además que los fiscalizadores del MTT no se dedican en exclusiva a las actividades de monitoreo. Por tanto, se esperaría que, desde un punto de vista económico, un nivel de fiscalización bajo del óptimo sería preferible a uno sobre este debido a que el margen de beneficio debería ser mayor bajo el óptimo, ya que los costos asociados al control serían menores que los ingresos, recolectados a partir de las tarifas y multas. En cambio, el beneficio se reduciría en un nivel sobre el óptimo, ya que los costos de control aumentarían y los ingresos disminuirían. Dada la restricción descrita en el párrafo anterior, se analizó cómo varían los ingresos y costos totales al cambiar  $X$ . Como la distribución de  $p_i$  fue estimada a partir de la tasa de fiscalización del 2017, donde se promedió 50 fiscalizadores por día, la variación de  $X$  fue cercano a este valor. En el Gráfico 4-17 puede observarse cómo varían los ingresos totales y los costos variables según la tasa de fiscalización, donde la tasa de fiscalización tiene como restricción no superar la proporción  $t/m$ , dado nuestro modelo y cómo estimamos  $P_e$ .

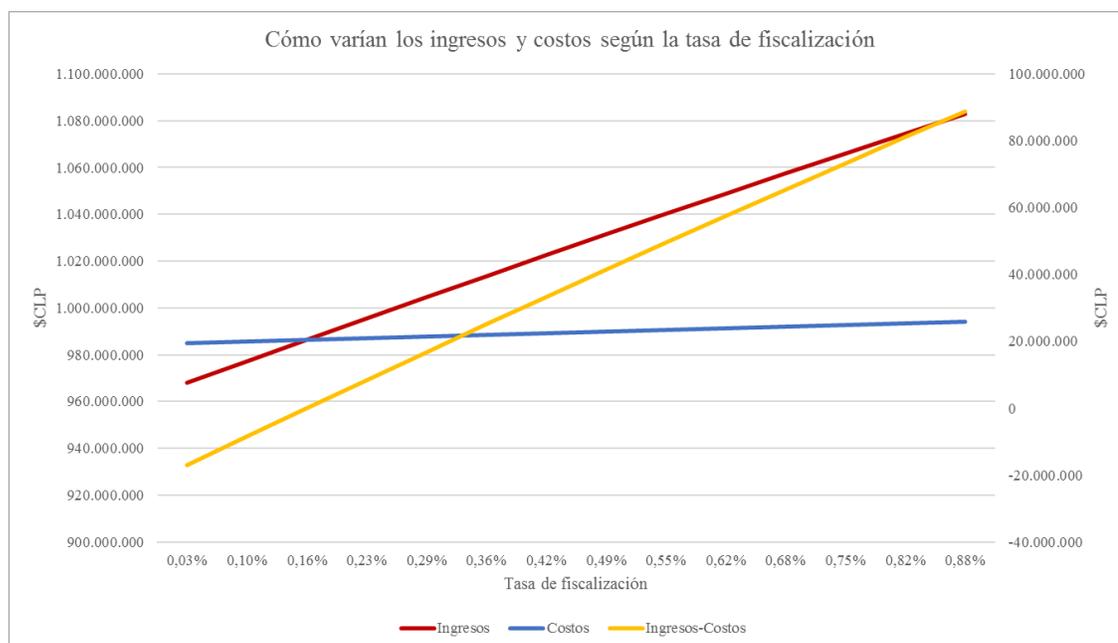


Gráfico 4-17: Cómo varían los ingresos y costos según la tasa de fiscalización. Distribución Pareto Generalizado.

La ordenada izquierda del gráfico anterior representa tanto los ingresos como los costos, en cambio la de la derecha, grafica los ingresos menos los costos. Al no tener información sobre los costos fijos, este se obtuvo a partir de igualar los costos con los ingresos. Se puede observar cómo la función de los ingresos es creciente al aumentar la tasa de fiscalización, dado que tanto los ingresos provenientes de los no evasores como de los evasores, aumenta. Esto puede observarse en el Gráfico 4-18. En tanto, como los costos dependen directamente de  $X$ , estos son crecientes. Por último, la utilidad también aumenta al aumentar la tasa de fiscalización.

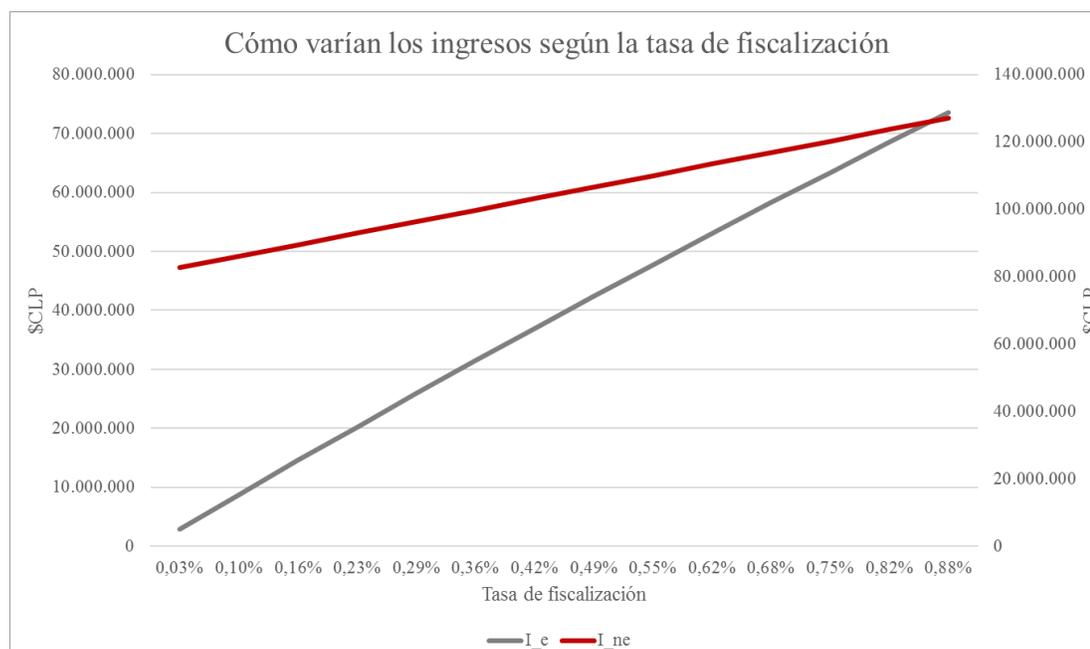


Gráfico 4-18: Cómo varían los ingresos según la tasa de fiscalización. Distribución Pareto Generalizado

El gráfico anterior muestra cómo varían los ingresos de los usuarios calculistas que deciden evadir ( $I_E$ ) y los que deciden no evadir ( $I_{NE}$ ), donde la ordenada de la izquierda representa a los primero y la de la derecha a los segundos. Se puede ver como la tasa de crecimiento de los usuarios evasores es mayor que la de los no evasores, esto se debe a que el retorno proveniente de las multas es mayor que el de la tarifa. Sin embargo, es esperable que al aumentar la tasa de fiscalización y, por ende, la proporción de usuarios que decide evadir disminuya, los ingresos provenientes de los evasores tiendan a disminuir, a diferencia de los ingresos provenientes de los no evasores, los cuales crecen a tasa constante. Por esto, se puede pensar que es preferible un nivel bajo el óptimo.

Si bien los resultados sobre el número óptimo de fiscalizadores a desplegar pueden parecer muy altos, en el siguiente capítulo vamos a analizar cómo afecta cada término en la obtención del número óptimo y se verá cómo aumentando la eficiencia en ciertos procesos, este resultado se puede ver reducido. Por último, en las conclusiones se expondrá que este número más que un objetivo, indica que se debe aumentar la tasa de

fiscalización, debido a que la encuesta realizada de percepción de inspección a los usuarios va a variar al aumentar esta tasa, y así, al volver a calcular el óptimo, el número de fiscalizadores se vería disminuido.

## 5. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE RESULTADOS

En este capítulo se analizará la sensibilidad de los parámetros y variables utilizadas para calibrar el modelo. En primer lugar, se verá cómo influye el porcentaje de multa retribuido al MTT ( $\theta$ ), variable que fue introducida en nuestro modelo para dar un incentivo económico para desplegar fiscalizadores. En segundo lugar, se analizará cómo influye el parámetro  $\beta$ , es decir, el porcentaje de los usuarios multados que efectivamente hacen pago de ésta en el juzgado de policía local correspondiente.

A continuación, se verá cómo influye el número de fiscalizadores a desplegar si es que no se hubiese tomado en cuenta la evasión y se hubieran contabilizado los viajes solo a partir de las transacciones de las tarjetas BIP. Luego, veremos cómo afecta el sueldo pagado a los fiscalizadores en la obtención del número óptimo. En contraparte, se analizará la afectación que tiene en el modelo la tasa de inspección diaria de un solo fiscalizador, es decir, qué tan eficiente es la fiscalización.

Además, se realizará un análisis de sensibilidad para la razón tarifa-multa, donde se verá por separado la tarifa y multa y también cómo afecta su razón, en concordancia con las tarifas desde el 2012 hasta el 2018 así como también el valor de la UTM para el cálculo de la multa.

Por último, se analizará la sensibilidad de el porcentaje de usuarios decididos, los honestos ( $\alpha$ ) y los evasores “duros” o psicológicos ( $\delta$ ), y cómo afecta su variación en la obtención del número óptimo de fiscalizadores.

### 5.1 Análisis de sensibilidad al porcentaje de multa retribuido al MTT ( $\theta$ )

Como se expuso con anterioridad, en la actualidad no existe ningún incentivo económico directo para la autoridad (MTT) de desplegar fiscalizadores con el fin de disminuir la evasión, es más, en el corto plazo podría provocar un aumento en el subsidio para el transporte público. Es innegable que en el largo plazo una reducción de la evasión es deseable, sin embargo, el regulador debe de tener un incentivo económico directo para

las tareas de fiscalización. Por esto, se introdujo el término  $\theta$ , con el fin de que algún porcentaje de la multa, que actualmente se va en su totalidad al juzgado de policía local correspondiente, recaiga en el MTT.

Se analizaron distintos porcentajes del término  $\theta$  y cómo influye este en la obtención del número óptimo de fiscalizadores a desplegar. El análisis de sensibilidad puede verse en el Gráfico 5-1:

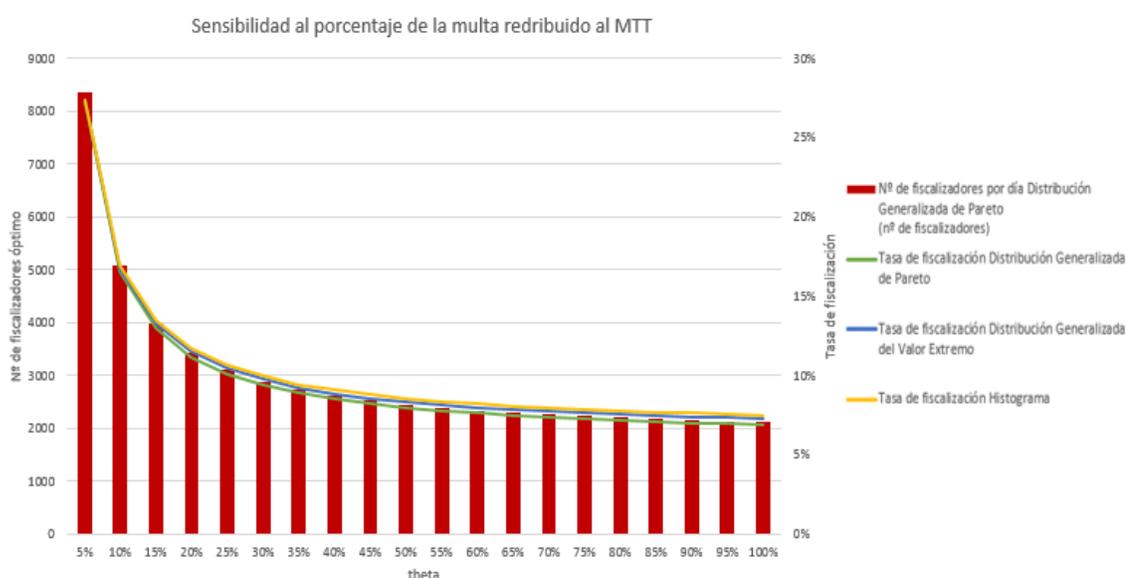


Gráfico 5-1: Sensibilidad al porcentaje de la multa redistribuido al MTT

Sería interesante observar cómo varían los ingresos y costos con cada valor  $\theta$ , sin embargo, y como se mencionó con anterioridad, esto no es posible dado que nuestro modelo no permite estimar  $P_e$  al variar  $X$ . Sin embargo, vamos a considerar como cota superior de  $X$  la flota de buses existentes en la red, pensando en se podría destinar un fiscalizador por bus (aún que en la práctica se realicen las tareas de control con dos o más inspectores). Por tanto, el número máximo que  $X$  puede alcanzar está acotado a 6.000 inspectores. Además, hay que considerar que en nuestro modelo los usuarios poseen características idénticas y se comportan racionalmente. Dado esto, a partir de cierto

número de fiscalizadores, la proporción de usuarios que decide evadir sería igual a cero, no teniendo incentivos económicos para evadir, ya que el riesgo superaría el ahorro de la tarifa. Por tanto,  $\theta = 5\%$  no va a ser considerado. Ahora bien, según el gráfico anterior puede observarse que a partir de un  $\theta$  cercano al 40%, la variación del número de fiscalizadores obtenidos decrece y es más estable al aumentar este parámetro. Por esto, se utilizó  $\theta$  igual al 40% en nuestros cálculos y es nuestra recomendación al porcentaje que se podría establecer.

## **5.2 Análisis de sensibilidad al porcentaje de usuarios multados que hacen pago de la multa ( $\beta$ )**

Al momento del estudio, el porcentaje de usuarios al que se les cursa una multa y no hacen pago de ésta es muy elevado. Como se expuso en el apartado 4.2.4, un 65% de los usuarios no concurre al juzgado de policía local a pagar las infracciones. En otras palabras, la evasión del pago de la multa duplica a la evasión por el pago del pasaje.

Analizaremos cómo afecta el término  $\beta$  en nuestro modelo. En el Gráfico 5-2 puede verse el análisis de sensibilidad de dicho término:

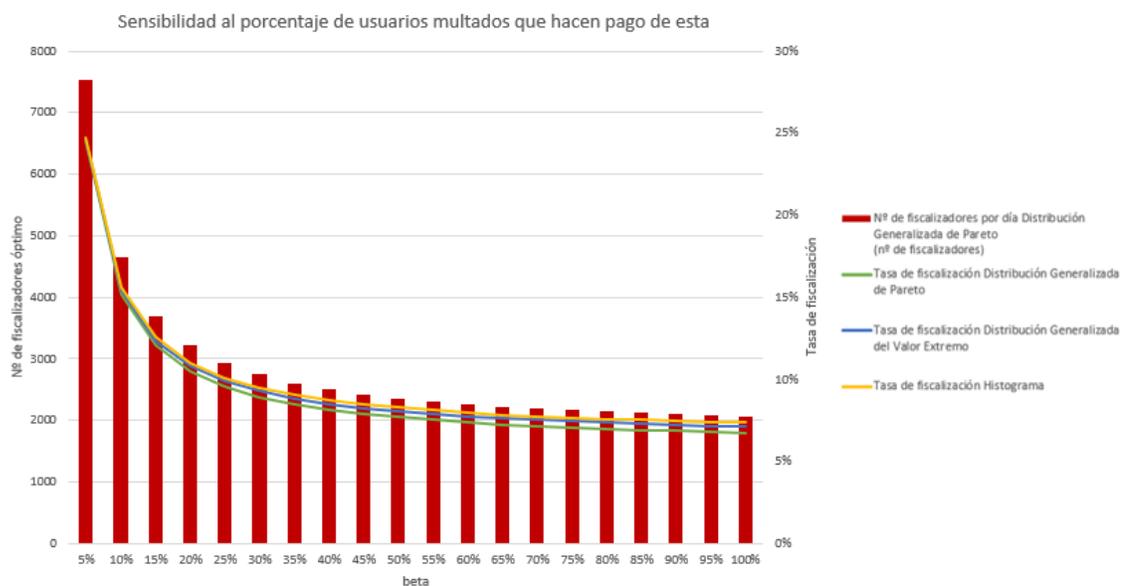


Gráfico 5-2: Sensibilidad al porcentaje de usuarios multados que hacen pago de ésta

Al igual que con el porcentaje de multa retribuido al MTT ( $\theta$ ), la variación del número de fiscalizadores obtenido se reduce al aumentar el porcentaje de usuarios que hacen pago de ésta ( $\beta$ ). Es decir, un aumento de las personas que pagan la multa se traduce en una reducción de los costos de fiscalización óptima.

Cabe destacar que en 2018 comenzó a regir la Ley Anti-Evasión, la cual otorga mayor facultad a los fiscalizadores, así como también crea un registro de evasores que no pagan la multa, entre otras medidas. Este nuevo registro de evasores busca justamente reducir el no pago de la multa, de forma que, si el infractor no se presenta al juzgado de policía local correspondiente o no hace pago de ésta, ingresa a este registro, arriesgando distintos castigos como la suspensión de documentos como la Tarjeta Nacional Estudiantil (TNE), la renovación del permiso de circulación, la obtención de licencias de conducir o cualquier otro documento que deba ser visado por el MTT. De igual forma, autoriza a la Tesorería General de la República a descontar las multas impagas de la devolución de impuestos (DTPM, 2018). Por otro lado, si el infractor paga anticipadamente la multa, accede a un descuento del 50%.

Según el Informe de Gestión del DTPM, 2018, ese año los viajes promedio mensuales aumentaron en un 4,6% en comparación al año anterior, y se realizó la mayor cantidad de viajes anuales desde el 2010. Se expone que este aumento se puede explicar, en parte, gracias a la entrada en vigencia de la Ley Anti Evasión y de las medidas tomadas por el MTT para hacer frente a la evasión, lo cual repercutió en mantener la tendencia a la baja en la evasión observada.

Cabe considerar que esta medida no soluciona el problema de fondo, teniendo en cuenta que una parte importante de los evasores provienen desde los sectores más vulnerables de Santiago, lo cual responde al hecho de que el pago del pasaje en transporte público les significa una cifra significativa dentro de sus gastos. Por lo cual, no hay que dejar de lado el hecho de que es menester invertir en medidas de ayuda y subsidio a los usuarios más vulnerables.

Como los datos de este estudio son del 2017, donde esta ley todavía no entraba en vigor, nuestro término  $\beta$  se fijó en un 35%. Sin embargo, este término debería ser mayor en la actualidad y se debería prestar atención en la búsqueda de herramientas que provoquen un aumento de este parámetro.

### **5.3 Número de fiscalizadores sin tomar en cuenta la evasión**

En esta sección se analizará cómo afecta la expansión de viajes por evasión al número óptimo de fiscalizadores obtenido como resultado, en otras palabras, veremos qué tanto se diferencia el número obtenido al obviar la evasión. Para realizarlo, se volvió a calcular la probabilidad objetiva de ser fiscalizado,  $p(X)$ , solo con las transacciones obtenidas de la tarjeta BIP.

$$p(X) = 0,0000373 * X \quad (5-1)$$

Como es esperable, al disminuir la cantidad de pasajeros transportados en la red, la tasa de inspección promedio diaria de un fiscalizador ( $k$ ) va a aumentar, la cual tuvo un incremento del 14,4%.

El promedio diario de viajes en modo bus, tomando en cuenta solo las transacciones para los días calculados, es de 2.207.771, un 12,9% menos con respecto a los viajes expandidos por evasión. Cabe destacar que, en promedio, un 34% de los viajes son realizados solo en modo bus, 34% solo en modo metro, 4% aborda en una zona paga y 20% en modo combinado bus-metro.

En la Tabla 5-1 muestra el número óptimo de fiscalizadores obtenido sin haber tomado en cuenta la evasión.

*Tabla 5-1: Número de fiscalizadores sin tomar en cuenta la evasión*

Variable	Valor	Número de fiscalizadores		
		G.P	G.E.V	H
n	2.534.287	2.604	2.713	2.778
n (sin evasión)	2.207.771	2.276	2.371	2.427
Tasa de fiscalización	2.207.771	8,5%	8,8%	9,1%

Puede verse que la tasa de fiscalización no varía significativamente con respecto a la obtenida al calcularla considerando evasión, alcanzando el mismo porcentaje aproximado. Esto se debe a que si bien, el número de fiscalizadores a desplegar disminuye y el valor de  $k$  aumenta, la eficiencia promedio de un solo fiscalizador multiplicado por el número de pasajeros transportados, es decir, el promedio de pasajeros diario que inspecciona un solo fiscalizador resulta aproximadamente 83, considerando y no considerando la evasión.

#### **5.4 Efecto del aumento de la tasa de inspección promedio diaria de un fiscalizador**

Una variable que influye fuertemente en el número óptimo de fiscalizadores obtenido es la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador ( $k$ ). A partir de las actividades de fiscalización y del número de usuarios transportados en la red durante la misma venta de tiempo, se obtuvo un  $k$  de 0,0000326.

Al multiplicar el número promedio diario de pasajeros transportados en la red para un día laboral normal ( $n$ ) por  $k$ , se obtiene el promedio de pasajeros que fiscaliza un solo inspector, donde en general sus laborales de fiscalización fueron efectuadas en turno mañana o tarde. En la Tabla 5-2 se observa cómo varía este monto al multiplicar por 2, 3 y 4 el parámetro  $k$ .

Tabla 5-2: Promedio de pasajeros fiscalizados por un solo inspector al variar el parámetro  $k$

Variable	Valor	Promedio de pasajeros fiscalizados por un solo inspector durante un turno
$k$	0,0000326	83
$2 * k$	0,0000652	165
$3 * k$	0,0000978	248
$4 * k$	0,0001304	330

Si bien la relación anterior es lineal, la tabla anterior nos da una idea de lo que es el parámetro  $k$  y qué significa su variación. En la Tabla 5-3 se muestra el número de fiscalizadores óptimo al variar este término.

Tabla 5-3: Número de fiscalizadores al aumentar la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador

Variable	Valor	Número de fiscalizadores		
		G.P	G.E.V	H
$k$	0,0000326	2.604	2.713	2.778
$2 * k$	0,0000652	1.355	1.412	1.447
$3 * k$	0,0000978	915	954	977
$4 * k$	0,0001304	691	720	738

Se puede ver cómo al aumentar  $k$  al doble, el número óptimo de fiscalizadores disminuye casi a la mitad, al aumentarlo el triple, disminuye más de dos tercios y al aumentar  $k$  cuatros veces más,  $X$  se reduce más de un 70%. Como se vio antes, y considerando que un bus “rígido”, el cual es el tamaño estándar, tiene capacidad para unas 90 personas, que un solo fiscalizador realice sus actividades de monitoreo a 330 usuarios diarios no es un número inalcanzable.

Además, en la Tabla 5-4 podemos ver cómo varía la tasa de fiscalización según los cambios realizados arriba:

*Tabla 5-4: Tasa de fiscalización al aumentar la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador*

Variable	Valor	Tasa de fiscalización		
		G.P	G.E.V	H
$k$	0,0000326	8,5%	8,8%	9,1%
$2 * k$	0,0000652	8,8%	9,2%	9,4%
$3 * k$	0,0000978	9,0%	9,3%	9,6%
$4 * k$	0,0001304	9,0%	9,4%	9,6%

Con esto puede observarse que una tasa de fiscalización mayor no implica necesariamente más fiscalizadores, al contrario, con menos fiscalizadores y una mayor eficiencia de ellos es posible obtener una tasa de fiscalización mayor.

## 5.5 Efecto del aumento del salario de los fiscalizadores

Otro parámetro que afecta el número óptimo de fiscalizadores obtenidos es el pago que se les realiza a éstos. Podría pensarse que, para aumentar la eficiencia de los fiscalizadores, se les podría incentivar económicamente aumentándoles el sueldo. Por

esto, en la Tabla 5-5 se muestra cómo varía el número óptimo de fiscalizadores al aumentar el sueldo promedio diario al doble.

Tabla 5-5: Número de fiscalizadores al aumentar el salario de estos

Variable	Valor	Número de fiscalizadores		
		G.P	G.E.V	H
$S$	35.000	2.604	2.713	2.778
$2 * S$	70.000	2.393	2.490	2.547

Se observa que el número de fiscalizadores no varía de manera significativa al aumentar el parámetro  $s$  al doble y manteniendo  $k$  fijo. La reducción en  $X$  es de un 8% con respecto al sueldo promedio base.

Como línea de investigación futura, sería bueno medir la eficiencia de las actividades de fiscalización con respecto al sueldo otorgado a esta tarea. Como se vio en este apartado, un aumento en el sueldo a los inspectores no afecta significativamente al número óptimo de fiscalizadores resultantes. Sin embargo, el parámetro  $k$  (tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador) sí afecta significativamente el resultado. Por lo que, si existiese una relación directa entre el sueldo a los inspectores y su eficiencia, siendo está una correlación positiva, sería muy recomendable aumentar  $s$ . Además, también sería interesante ver cuál sería el resultado financiero para el MTT en ambos escenarios, pero debido a que nuestro modelo y datos disponibles no permiten estimar la variación el porcentaje de usuarios calculistas que decide evadir,  $P_e$ , queda como línea de investigación futura.

## 5.6 Efectos del cambio de la razón tarifa-multa

Otra variable importante es la razón entre la tarifa y la multa. Muchos evasores aluden como causa de evasión el elevado monto de la tarifa. En esta investigación no se verá la relación entre el monto de la tarifa y la tasa de evasión, pero analizaremos cómo afecta la relación tarifa/multa en el número óptimo de fiscalizadores resultante. Cabe destacar que, si bien el experimento mencionado en la introducción mostró que las tasas de evasión no cambiaban significativamente a pesar de aumentar las multas (Killias et al., 2009), mientras que un aumento en fiscalización llevó a una reducción de éstas, esto no se traduce en que se debe de obviar el cobro de multas, el cual tiene que estar siempre acompañado de una tasa de fiscalización adecuada.

En el 2017, la razón entre la multa y la tarifa era de 106, considerando la multa como 1,5 UTM (\$70.000 aproximadamente). En la Tabla 5-6 analizamos qué ocurre si se aumenta el monto de la multa al doble, quedando en \$140.000, así como también cómo afecta al resultado el disminuir la tarifa a la mitad (\$330).

Tabla 5-6: Número de fiscalizadores al cambiar la razón tarifa-multa

Variable	Valor	Número de fiscalizadores		
		G.P	G.E.V	H
$x_{t/m} (m = 106 * t)$	0,009	2.604	2.713	2.778
$(m = 212 * t) (2m)$	0,005	976	975	948
$(m = 212 * t) (t/2)$	0,005	933	943	916

Se observa que los efectos de ambos parámetros son muy similares. En ambos casos el efecto en el número de fiscalizadores óptimo es grande, y los resultados son similares. El disminuir la tarifa a la mitad, genera alrededor de un 66% de reducción en el número de inspectores, mientras que aumentar la multa al doble, resulta en una reducción del 64%.

Sería interesante ver el efecto que el aumento en el valor de la multa tendría sobre el parámetro  $\beta$ : porcentaje de usuarios multado que hacen pago de la multa. No es razonable esperar que, si este valor se incrementa considerablemente, la proporción de evasores que hacen pago de esta se mantenga. Sin embargo, al no poseer información detallada sobre el pago de la multa de evasores, queda como línea de investigación futura.

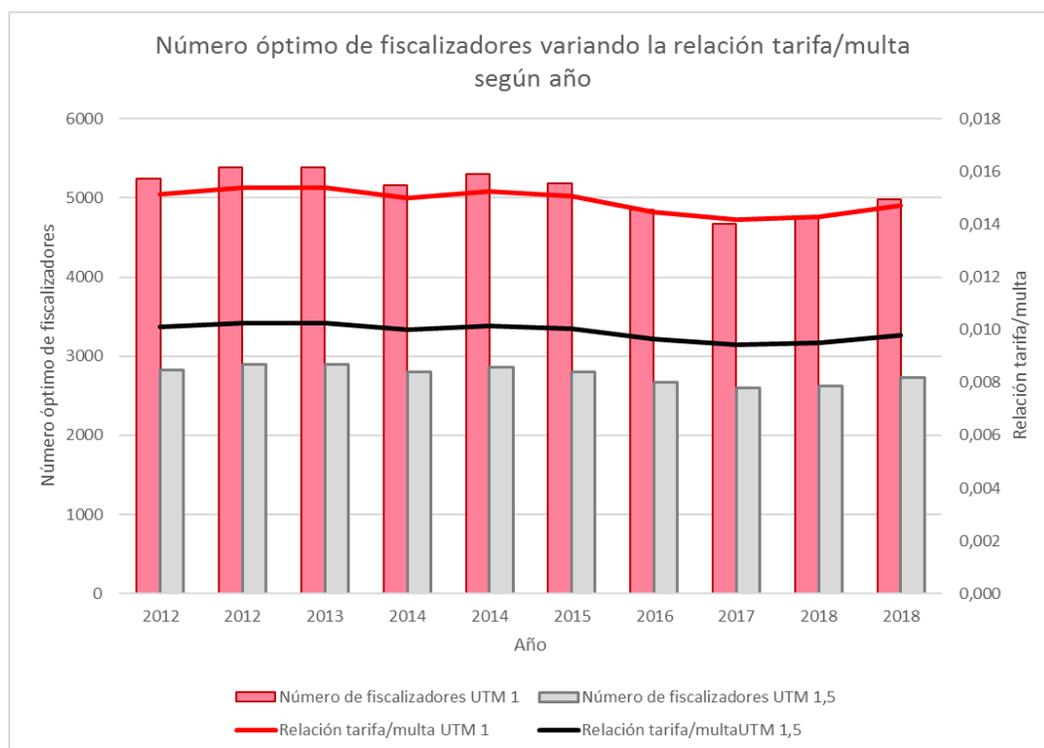
Por otro lado, si hubiésemos considerado como multa promedio el castigo mínimo, equivalente a 1 UTM, el número óptimo de fiscalizadores hubiese sido el que se muestra en la Tabla 5-7.

*Tabla 5-7: Número de fiscalizadores al considerar la multa de 1 UTM*

<b>Distribución</b>	<b>Pareto Generalizado</b>	<b>Valor Extremo Generalizado</b>	<b>Histograma</b>
Número de fiscalizadores ( $X$ )	4.984	5.337	12.008
Tasa de fiscalización	16,2%	17,4%	39,1%

Se puede observar a partir de la Tabla 5-7, que variar el monto de la multa provoca una variación significativa en la tasa de fiscalización. Más aún, en el modelo del histograma, provoca que el número se incremente considerablemente, dado la naturaleza del histograma.

Por último, se determinó el número óptimo de fiscalizadores para cada razón de la relación tarifa/multa desde el año el año 2012 hasta el 2018. Los datos de tarifas y multas pueden verse en el Anexo I: Relación tarifa–multa según año, así como también su relación.



*Gráfico 5-3: Número óptimo de fiscalizadores variando la relación tarifa/ multa, según año*

El Gráfico 5-3 se construyó a partir de la distribución Generalizada de Pareto. Se puede apreciar que la relación del número óptimo de fiscalizadores y la razón tarifa/multa es consistente en el tiempo. Además, se observa cómo afecta la razón tarifa/multa al nivel de fiscalización, donde el tener una razón menor, provoca un número menor de fiscalizadores a desplegar.

### **5.7 Análisis de sensibilidad al porcentaje de usuarios decididos $\alpha$ y $\delta$**

Un parámetro relevante en nuestro modelo es el porcentaje de usuarios decididos, es decir, las personas que, sin importar el nivel de fiscalización en la red, ya tienen clara su dedición en lo referente a la validación del pago del pasaje. Diferenciamos dos tipos de

usuarios, los que siempre pagan, a quienes llamamos como honestos ( $\alpha$ ) y los que siempre van a evadir: evasores “duros” o psicológicos ( $\delta$ ).

#### Análisis de sensibilidad al porcentaje $\alpha$

Se analizó cómo varía el número de fiscalizadores al variar el porcentaje de los usuarios decididos que siempre pagan ( $\alpha$ ). Este parámetro se obtuvo a partir de la encuesta realizada, resultando un 52,8%. En el Gráfico 5-4, se puede observar el análisis de sensibilidad.

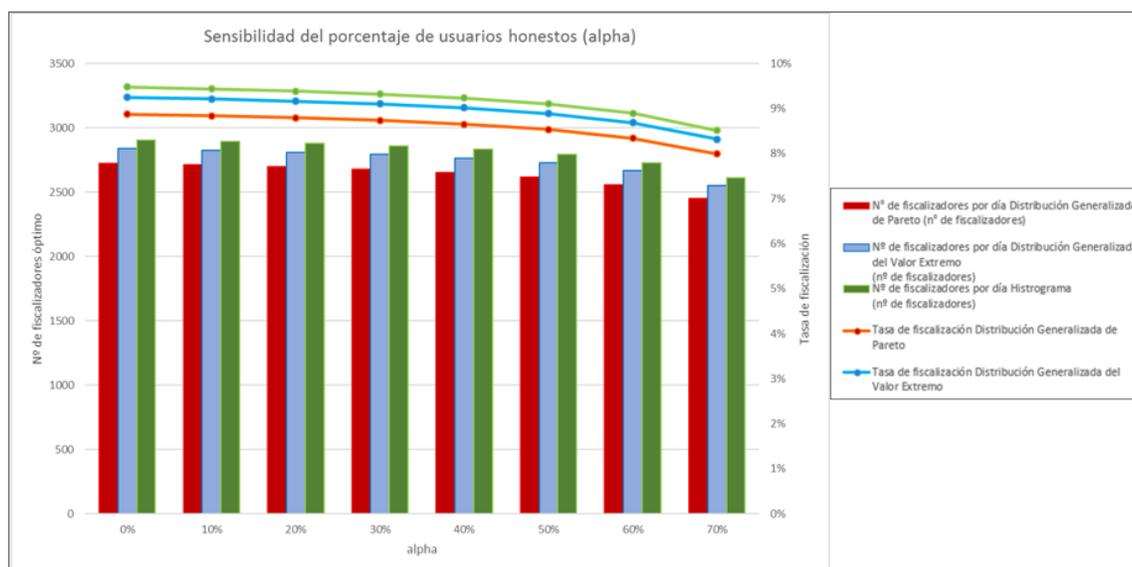


Gráfico 5-4: Análisis de sensibilidad al porcentaje de usuarios honestos ( $\alpha$ )

Como es de esperar, una disminución en la proporción de usuarios honestos conlleva a un aumento en la tasa de fiscalización. Asimismo, un aumento trae consigo que se necesiten menos fiscalizadores.

#### Análisis de sensibilidad al porcentaje $\delta$

Se realizó un análisis de sensibilidad de los usuarios decididos que nunca pagan, es decir, los evasores “duros” o psicológicos ( $\delta$ ). Hay que recordar que esta investigación

consideró este parámetro igual a 6%, número obtenido a partir de la literatura, y no se consideró el obtenido a partir de la encuesta, igual a 1,1%. Por tanto, es relevante analizar qué hubiese ocurrido si se consideraba otro valor distinto al de la literatura. En el Gráfico 5-5, se presenta el análisis de sensibilidad de este parámetro.

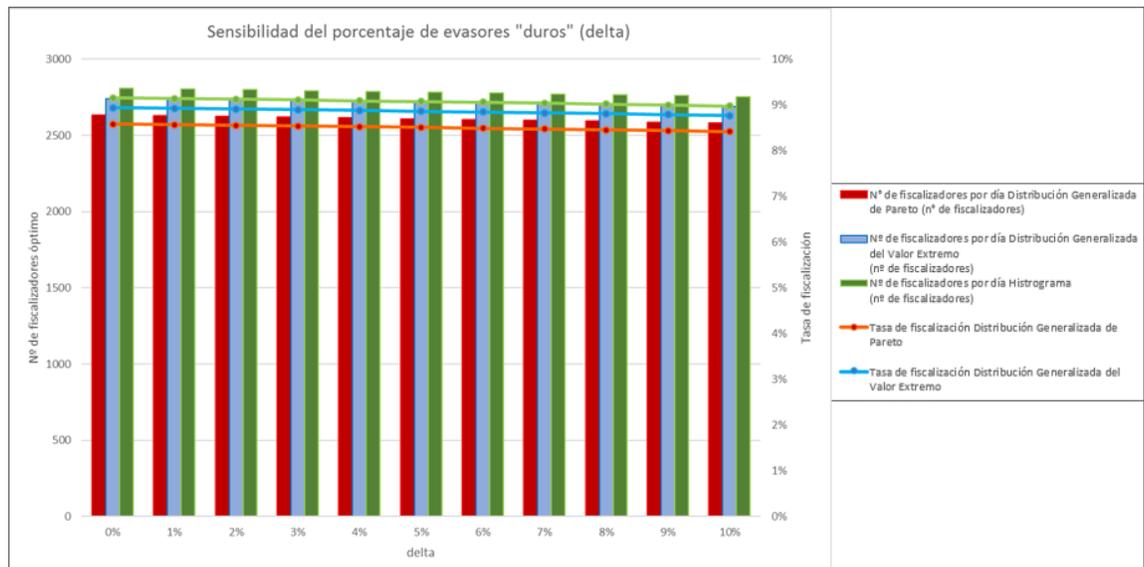


Gráfico 5-5: Análisis de sensibilidad al porcentaje de evasores “duros” ( $\delta$ )

Se puede observar cómo el número óptimo de fiscalizadores no es tan sensible al parámetro  $\delta$ , donde si consideráramos que no hay evasores duros la tasa de fiscalización resultante sería igual a 8,6%, mientras que si  $\delta = 10\%$ , esta sería igual a 8,4%.

## 6. ALCANCES Y CONCLUSIONES

Esta tesis se basó en la búsqueda de una herramienta de control para enfrentar la evasión en la validación del pago del pasaje en los buses del sistema de transporte metropolitano de Santiago: Transantiago, donde en el 2017 superó el 30%. El objetivo principal fue la determinación del número óptimo de fiscalizadores a desplegar, lo cual se obtuvo maximizando las utilidades del ente encargado de proveer los fiscalizadores: MTT. El modelo puede resumirse en la estimación de las funciones de probabilidad objetiva y subjetiva de ser fiscalizado y las dependencias con el nivel de fiscalización y los costos asociados.

En el presente capítulo se detallan los principales alcances y conclusiones de esta investigación, donde en primer lugar se expondrán los factores que afectan al fenómeno de la evasión dentro del contexto de nuestro caso estudio. Finalmente se detallarán recomendaciones para la autoridad para hacer frente a este fenómeno y dónde se debe apuntar para resolverlo, buscando cambiar las políticas de control actuales de modo que sean más eficientes y efectivas.

En los alcances, se parte por la atenuante del problema financiero que lleva consigo la evasión, dado que la relación entre la disminución de la tasa de evasión y una mayor recaudación para el sistema no se traduce de forma directa. Además, se discute sobre si la recaudación de las multas debiese ir en parte al MTT o a las unidades de negocio, donde se expone que no siempre la entidad encargada del transporte público debe de hacerse responsable de las tareas de fiscalización. Por otra parte, se detallan medidas efectuadas por la autoridad para tratar de resolver esta problemática, sumado a que hay falencias en el protocolo actual de fiscalización, teniendo como restricción el número de carabineros disponibles para la realización de las actividades de monitoreo. También se expone sobre la importancia de no olvidar ni descuidar el estudio del fenómeno de la evasión en sí mismo, no siendo la obtención del número de fiscalizadores un fin último. Por último, en los alcances se expone la importancia de dar mayor facilidad a los quintiles más bajos en

el pago del pasaje, debido a que un porcentaje importante de sus ingresos va destinado al pago del transporte público.

## 6.1 Alcances

Es necesario recordar que en esta investigación se obviaron los efectos directos y de corto y mediano plazo, y se desarrolló bajo la premisa que los efectos de reducir las tasas de evasión en buses son deseables y traen consecuencias positivas a largo plazo. Es importante destacar que esta tesis se enfocó en las tasas de evasión en buses, definiéndola como la no validación del pasaje. Otra forma de evasión, que sería el mal uso de la tarjeta inteligente, como es utilizar la de estudiantes (TNE) para validar el pasaje, no se consideró. Esto último se dejó de lado dado que no existen datos ni mediciones al respecto. Sin embargo, es importante el considerar también este tipo de evasión en Metro y Metrotrén ya que, dado el sistema integrado y la ampliación en la red de Metro, la proporción de viajes solo-bus en el largo plazo irá disminuyendo, y los viajes combinados con Metro y Metrotrén podrían ser un sustento financiero estable junto con el subsidio. No obstante, si se considera el mal uso de la TNE, entonces la evasión en esos modos de hace relevante y afectaría la sustentabilidad financiera a largo plazo.

Como se expuso con anterioridad, en la actualidad no existe ningún incentivo económico directo de corto plazo para la autoridad (MTT) de desplegar fiscalizadores con el fin de disminuir la evasión. Es innegable que en el largo plazo una reducción de la evasión es deseable, sin embargo, el regulador debe tener un incentivo económico directo para las tareas de fiscalización. Entonces, se introdujo el término  $\theta$ , con el fin de que algún porcentaje de la multa, que actualmente se va en su totalidad al juzgado de policía local correspondiente, recaiga en el MTT. Esta medida requiere un cambio de normativo mayor para poder incorporarla, cambio no menor si se considera que el Juzgado de Policía Local disminuiría sus ingresos provenientes de la multa.

Se puede debatir si es que la recaudación de multas debiera recaer en el MTT o debiese ser a los mismos operadores, o que se debe repartir entre más de un organismo, o

asimismo, si la fiscalización debiera llevarse a cabo por el Ministerio o debiera externalizarse. Esta investigación se basa en los ámbitos legales actuales del caso estudio, donde los inspectores de los operadores no tienen las atribuciones correspondientes para sacar multas a los usuarios evasores. Por esto, se optó por elegir lo que es más factible: que la multa recaiga en el MTT, ya que, en el otro caso, este debiera de acompañarse de un cambio normativo adicional que dé facultades a los inspectores de los operadores, así como una modificación legal para que las multas recaigan en ellos. Sin embargo, no creemos que esta no sería una buena alternativa y que el regulador, el MTT, se encargara de entrenar y autorizar a los fiscalizadores, pero que estos fuesen contratados por las unidades de negocio. Por ejemplo, en el transporte público de Victoria, ciudad de Melbourne, los operadores son los encargados de contratar, sin embargo, el Gobierno Regional (Departamento de Transporte) es el encargado de entrenar y dar autorización. En consiguiente, el dinero recaudado de las multas es otorgado, en cierto porcentaje, a los operadores para ayudarles a cubrir los costos incurridos en las actividades de fiscalización. En conclusión, lo que hay que buscar es un ordenamiento y asignación eficaz de las responsabilidades, así como también un incentivo adecuado.

Es importante destacar que si bien las tasas de evasión son altas, el porcentaje de usuarios que no hacen pago de la multa correspondiente es aún mayor. Aunque se han realizado medidas que apuntan a fomentar el pago de la multa, como lo son la Ley Anti-Evasión, todavía hace falta que el sistema haga cumplir efectivamente el castigo a los evasores y que las multas operen realmente como disuasivo de la conducta. Por tanto, aún queda camino para mejorar los procedimientos administrativos y legales que envuelven a las multas, donde se puede decir que este es uno de los puntos más bajos del sistema para controlar la evasión.

Por otra parte, también hay que optimizar el protocolo actual de fiscalización, debido a que depende de la cantidad de Carabineros asignados a estas tareas y por ende es una cota superior de las actividades de inspección. Se debe buscar solución a esta restricción, ya sea aumentando el número de fiscalizadores por equipo o bien fiscalizar sin Carabineros en lugares con baja probabilidad de violencia.

Además, si bien esta investigación busca dar solución a la evasión mediante un aumento de la fiscalización, no hay que olvidar y descuidar el estudio del fenómeno en sí mismo. Hay que comprender las causas e implicancias de la evasión, conocer el perfil del evasores, de modo que las medidas tomadas en busca de su reducción sean lo más eficientes posibles. Así como también comprender el costo social e impactos que esta tiene y buscar una reducción en la tolerancia de los usuarios honestos hacia lo evasores. Esto debe ser una mejorar continua. Además, todavía queda mucho que mejorar en, por ejemplo, la medición de la evasión o también en la red de carga de la tarjeta BIP, motivo por el cual algunos evasores dan como justificación de su actuar. Así como también definir sistemas de abono al transporte público para fomentar el pago y subsidiar a los usuarios menos favorecidos económicamente. En otras palabras, la fiscalización es una de tantas medidas, pero no es la única manera de enfrentar la evasión.

Finalmente, haciendo énfasis en el último punto expuesto, una investigación del Centro de Desarrollo Urbano Sustentable (Cedeus) de la Universidad Católica reveló que las personas que se encuentran en los dos quintiles socioeconómicos más bajos gastan cerca del 30% de sus ingresos en el transporte público (Iglesias et al., 2019). Por esto mismo es que se debe considerar que si bien la fiscalización busca un sistema de control más parejo para todos sus usuarios, no hay que olvidar que el gasto en transporte público para las personas de recursos más bajos no es menor, por lo que un aumento en la fiscalización debiese de ir acompañado de medidas que ayuden a estos usuarios a pagar sus pasajes, ya sea mediante abonos o subsidios directos, como en el caso del pasaje de estudiantes.

## 6.2 Conclusiones

La evasión en la validación del pago del pasaje, problema complejo y multicausal, es una práctica indeseable y se deben de hacer esfuerzos para su reducción. Hay que destacar y hacer énfasis en que la evasión tiene distintas causas, donde a partir de los resultados proveniente de la encuesta realizada, los usuarios expusieron que las principales razones de evadir no tienen que ver con los niveles de fiscalización, sino con la imposibilidad de cargar, falta de dinero y necesidad de subir por otra puerta por ir muy lleno el bus. Por tanto, no se deben descuidar estos factores y se debe apuntar en proveer medidas que busquen solucionar estos temas dado que, si no se resuelven previamente o en conjunto, es de esperar que el efecto de aumentar la fiscalización no sea el deseado. Teniendo esto en consideración y recalando que hay muchas medidas que buscan enfrentar la evasión, en este estudio presentamos y elaboramos la de aumentar la tasa de fiscalización. El fin último es apoyar en la orientación del desarrollo de políticas públicas para la elaboración de un plan eficiente de control de evasión por parte del Ministerio, considerando el fenómeno de evasión como un problema del sistema y por lo mismo, se buscan medidas que afecten a toda la red de transporte en modo bus.

Es importante mencionar que el resultado obtenido no es un número concreto al cual regirse, sino más bien es una referencia hacia donde hay que apuntar. También, que la fiscalización se debe aumentar sustancial y sostenidamente en el tiempo y nuestra recomendación es que luego de un aumento en esta tasa, se debiera volver a realizar una encuesta de percepción a los usuarios en orden de volver a estimar un nuevo número óptimo. Este proceso debe ser iterativo para así llevar a un nivel óptimo y estable en el largo plazo. Es más, este estudio se basó en la maximización de utilidades del MTT, viendo el fenómeno desde un punto de vista financiero. Sin embargo, hay que apuntar más bien desde una perspectiva de política pública, donde el objetivo debe ser la maximización del bienestar social, incluyendo a todos los agentes beneficiados y perjudicados. Por ejemplo, sería relevante incluir los aumentos en los tiempos de viajes de los usuarios producto de las tareas de fiscalización como también el aumento en los costos

operacionales de los operadores, entendiendo que el tiempo de ciclo aumenta al detener el bus. Otro tema interesante es el costo de oportunidades que hay al utilizar Carabineros para las tareas de fiscalización. Por otro lado, y como se ha expuesto con anterioridad, deberían estudiarse distintos esquemas tarifarios, en orden de ayudar a los quintiles más bajos en el financiamiento del gasto en transporte público.

Asimismo, se debe revisar si la forma en que se lleva a cabo la fiscalización es la más eficiente, donde los equipos de inspección detienen el bus para realizar las actividades de control. Se podría, por ejemplo, fiscalizar a los usuarios con el bus en marcha, lo cual requeriría aumentar el número de fiscalizadores dentro de los equipos para realizar el control lo más expedito posible, lo cual aumentaría los costos directos, pero reduciría los indirectos. Hay que considerar que la metodología actual deja de fiscalizar el bus al sorprender cierta cantidad de evasores, por tanto, de nada serviría optimizar la cantidad de fiscalizadores en teoría, si luego hay una parte importante de evasores que deberían ser multados que se dejan ir. Por último, también debe de estudiarse y desarrollarse una metodología eficiente en la focalización de las tareas de inspección, viéndolo espacial y temporalmente, en búsqueda de que sea óptima.

Además, cabe destacar que, desde un punto de vista netamente financiero, un nivel de fiscalización bajo del óptimo es preferible a uno sobre el óptimo, debido a que el margen de beneficio para el MTT sería mayor, al tener en cuenta que los costos asociados al control son más bajos que los ingresos a partir de las tarifas y multas. En contraparte, un nivel sobre el óptimo de fiscalización conlleva a una reducción en el beneficio debido a que los costos de control aumentan y los ingresos disminuyen

Terminando, como se mencionó, la actitud que poseen los usuarios hacia la evasión va fuertemente relacionada con su percepción al riesgo de ser sorprendido en el acto ilícito. Por tanto, se debe apuntar a aumentar la percepción de riesgo de los usuarios. Para lograr esto se determinaron 3 acciones:

1. Reducir la razón tarifa-multa
2. Aumentar la tasa de inspección promedio diaria de un solo fiscalizador
3. Aumentar la percepción subjetiva de fiscalización por parte de los usuarios

La primera acción, vista matemáticamente, reduce el número de fiscalizadores a desplegar debido a que la razón  $t/m$  se correría a la izquierda, por lo cual,  $Pe$  (proporción de usuarios calculistas que decide evadir) que es el área bajo la curva de distribución de  $p_i$  hasta el punto  $t/m$ , sería menor. Como se mencionó, se puede buscar mediante la optimización del procedimiento del pago de multas, así como también dando abonos de transporte público para fomentar el pago y/o subsidiando a las personas de menos recursos, a los cuales un porcentaje importante de sus ingresos debe ser destinados al transporte. Además, es importante considerar que, si bien una razón menor entre la tarifa y multa resulta en un número menor de fiscalizadores a desplegar, se debe tener en cuenta que una reducción de tarifa tiene mayor impacto en la reducción de fiscalizadores que un aumento en las multas, por lo que no siempre la utilización del garrote va a dar mejores resultados que la zanahoria.

La segunda acción se puede mejorar, por ejemplo, profesionalizando las actividades de fiscalización dentro del MTT, es decir, que se dediquen exclusivamente a Transantiago, mejorando la especialización y dando mayor efectividad a la labor. También se le deben otorgar los incentivos apropiados de modo de fomentar una tarea más efectiva, ya que en muchos casos la tarea de fiscalización del control del pago puede resultar desagradable. Como se mencionó, sería interesante estudiar el impacto que tendría un ingreso salarial mayor a los fiscalizadores, para ver si repercute en un aumento en su eficiencia al fiscalizar, ya que, al tener mayor eficiencia, se puede tener el mismo resultado con menos fiscalizadores.

Por último, y siempre considerando que para que la fiscalización sea efectiva se deben de resolver los otros temas expuesto con anterioridad, como los son el ayudar a los usuarios más desfavorecidos en el pago del pasaje, se puede aumentar la sensación de fiscalización mediante la realización de inspecciones tipo “redada” o masivas, sorprendiendo a los evasores y dando un mensaje de que la evasión no es aceptada. Así como también fomentado una cultura de pago, realizando campañas informativas a los usuarios destacando que la evasión es robo.

## BIBLIOGRAFÍA

Avenhaus, R. (2004). Applications of inspection games. *Mathematical Modelling and Analysis*, 9(3), 179–192.

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.

Behar, R.; Grima, P. (2013) El histograma como un instrumento para la comprensión de las funciones de densidad de probabilidad. *A: Jornadas Virtuales en Didáctica de la Estadística, Probabilidad y Combinatoria. "Probabilidad Condicionada"*. 229-235.

Bijleveld, C. (2007). Fare dodging and the strong arm of the law. *Journal of Experimental Criminology*, 3(2), 183–199.

Iglesias, V., Giraldez, F., Tiznado-Aitken, I. & Muñoz, J.C. (2019). How uneven is the playing field? An analysis of transport-related inequalities among socioeconomic groups in Santiago, Chile. *Transportation Research Record*, 2673 (11), 59-70. DOI: <https://doi.org/10.1177/0361198119849588>

Boothway GB (2009) On the optimality of fines when enforcement is risky. *ASBBS E-Journal*, 5(1):33-39.

Boyd C, Martini C, Rickard J, Russell A (1989) Fare evasion and non-compliance: A simple model. *Journal of Transport Economics and Policy*, 23(2):189-97.

Buneder C. & Galilea P. (2017) Análisis temporal y espacial de la evasión de Transantiago. Tesis MsC, Pontificia Universidad Católica de Chile.

Clarke RV, Contre S, Petrossian G (2010) Deterrence and fare evasion: results of a natural experiment. *Security Journal*, 23(1):5-17.

Correa, J., Harks, T., Kreuzen, V. J. C., & Matuschke, J. (2017). Fare evasion in transit networks. *Operations Research*, 65(1), 165–183.

Cortés, C. E., Gibson, J., Gschwender, A., Munizaga, M., y Zuñiga, M. (2011). Commercial bus speed diagnosis based on GPS-monitored data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19(4):695-707

- Currie, G., & Reynolds, J. (2016). Evaluating pay-on-entry versus proof-of-payment ticketing in light rail transit. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2540, 39–45.
- Del Castillo, V. & Lindner, C. (1994): Fare evasion in New York City transit system: a brief survey of countermeasures. *Security Journal*, 5: 217–221.
- Delbosc, A. & Currie, G. (2015). *Qualitative Segmentation of Fare Evasion Attitudes and Behaviours* (Transportation Research Board 94th Annual Meeting).
- Delbosc, A., & Currie, G. (2016). Cluster analysis of fare evasion behaviours in Melbourne, Australia. *Transport Policy*, 50, 29–36.
- Delbosc, A., Currie, G. (2018): Why do people fare evade? A global shift in fare evasion research, *Transport Reviews*, Melbourne.
- DesChamps, S., Brantingham, P.L. and Brantingham, P.J. (1991) The British Columbia transit fare evasion audit. *Security Journal* 2: 211–218.
- Diekmann, Andreas (1975): Bedingungen für die Befolgung von Gesetzen. Eine empirische Überprüfung der rechtssoziologischen Theorie von Opp. *Kriminologisches Journal*, 7, 3: 182–202.
- Diekmann, Andreas (1980): Die Befolgung von Gesetzen. Empirische Untersuchungen zu einer rechtssoziologischen Theorie. *Schriftenreihe zur Rechtssoziologie und Rechtstatsachenforschung*, Bd. 47. Berlin: Duncker & Humblot.
- DTPM. (2017). *Informe de Gestión*. Santiago: Gobierno de Chile
- DTPM. (2018). *Informe de Gestión*. Santiago: Gobierno de Chile
- Emol (2016). Transantiago hizo 220 mil controles de evasión entre enero y abril, 60% menos que en 2016. (2017, Mayo). *Emol.com*. Recuperado de: <https://www.emol.com/noticias/Nacional/2017/05/25/859882/Transantiago-hizo-220-mil-controles-de-evasion-entre-enero-y-abril-60-menos-que-en-2016.html>
- El Mercurio (2016). Transantiago es el Sistema con mayor evasión del mundo y uno de los que menos fiscalizan. (8 de julio de 2016). El Mercurio, cuerpo C.
- Fave, F. M. D., Brown, M., Zhang, C., Shieh, E., Jiang, A. X., Rosoff, H., ... Sullivan, J. P. (2014, May 5–6). *Security games in the field: Deployments on a transit system*. Engineering Multi-agent Systems: Second International Workshop, EMAS 2014, Paris,

France. Revised Selected Papers. Dalpiaz, F., Dix, J., & van Riemsdijk, M. B., Cham, Springer International Publishing, 103–126.

Gallegos, N. (2016) *Construcción de factores de corrección por evasión para la matriz origen destino de viajes en transporte público en Santiago obtenida a partir de transacciones BIP!*. Tesis Msc., Universidad de Chile

Guarda, P., Galilea, P., Paget-Seekins, L., & Ortúzar, J. d. D. (2016). 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. d. D. (2016). Decreasing fare evasion without fines? A microeconomic analysis. *Research in Transportation Economics*, 59, 151–158.

Hauber, A.R. (1993). Fare evasion in a European perspective. *Studies on Crime and Crime Prevention*. (2), 122–141.

Horizon Research Corporation. (2002). *Metropolitan Transit Authority: Fare Evasion Study*. Los Angeles, CA: Horizon Research Corporation.

Israel, Shimon A. & Strathman, James G. (2002): Analysis of transit Fare Evasion in the Rose Quarter. Portland, OR.

Jiang, A. X., Yin, Z., Johnson, M. P., Tambe, M., Kiekintveld, C., Leyton-Brown, K., & Sandholm, T. (2012). *Towards optimal patrol strategies for fare inspection in transit systems*. AAAI Spring Symposium: Game Theory for Security, Sustainability, and Health.

Kerschke-Risch, P. (2004). Relegitimierung sozialer Normen? Ein Vergleich von 1990 und 2000 in Westdeutschland. In R. Kecskes, M. Wagner, & C. Wolf (Eds.), *Angewandte Soziologie* (1st ed., pp. 177–196). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

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(1):69-74.

Lee, Jason (2011): Uncovering San Francisco, California, Muni's Proof-of-Payment Patterns to Help Reduce Fare Evasion. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2216, -1: 75–84. DOI: 10.3141/2216-09.

- Lee, J., & Papas, D. (2015). All-door boarding in San Francisco, California. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2538, 65–75.
- MTT. (2017). *Índice de Evasión de Transantiago Segundo Trimestre de 2017*. Santiago: Gobierno de Chile
- Opp, K.-D. (1971). Einige Bedingungen für die Befolgung von Gesetzen. *Kriminologisches Journal*, 3(1), 1–26.
- Opp, K.-D. (2010). Wann befolgt man Gesetze? In G. Wagner (Ed.), *Kraft Gesetz* (pp. 35–63). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Polinsky, M.A., & Shavell (1979). The optimal tradeoff between the probability and magnitude of fines. *American Economic Review*, 69-5: 880-891.
- Programa Nacional de Fiscalización. (2017). *Índice de Evasión de Transantiago Segundo Trimestre de 2017*. Santiago: Gobierno de Chile
- PwC, PricewaterhouseCoopers (2007): TransLink Fare Evasion Internal Audit, September 2007.
- Reddy, A. V., Kuhls, J., & Lu, A. (2011). Measuring and Controlling Subway Fare Evasion. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2216(-1), 85–99.
- Sasaki, Y. (2014). Optimal choices of fare collection systems for public transportations: Barrier versus barrier-free. *Transportation Research Part B: Methodological*, 60, 107–114.
- Smith, M. J., & Clarke, R. V. (2000). Crime and Public Transport. *Crime and Justice*, 27, 169–223.
- Smith, M. E. (1979). Design of small sample home interview travel surveys. *Transportation Research Record* 701, 29-35.
- Suquet, J. (2010). Drawing the line: how inspectors enact deviant behaviors. *Journal of Services Marketing*, 24(6), 468–475. doi:10.1108/08876041011072582
- Schwerdtfeger, Stefanie; Mehler, Frederik; Wilde, Mathias; Lanzendorf, Martin (2016): Fahren ohne (gültigen) Fahrschein. Stand der Forschung und medialer Diskurs. *Arbeitspapiere zur Mobilitätsforschung* Nr. 12. Frankfurt a.M.

Tirachini, A., & Hensher, D. A. (2011). Bus congestion, optimal infrastructure investment and the choice of a fare collection system in dedicated bus corridors. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(5), 828-844.

Tirachini, A. (2013) Bus dwell time: the effect of different fare collection systems, bus floor level and age of passengers. *Transportmetrica A: Transport Science*, 9:1, 28-49

van Andel, H. (1989) Crime prevention that works: The case of public transport in the Netherlands. *British Journal of Criminology*, 29(1): 47–56.

van Dijk, J.J.M. and Junger-Tas, J. (1988) Trends in crime prevention in the Netherlands. In: T. Hope and M. Shaw (eds.) *Communities and Crime Reduction*. London: H.M. Stationery Office for Home Office Research and Planning Unit.

Yin, Z., Xin Jiang, A., Tambe, M., Kiekintveld, C., Leyton-Brown, K., Sandholm, T., & Sullivan, J. P. (2012). TRUSTS: Scheduling Randomized Patrols for Fare Inspection in Transit Systems Using Game Theory. *AI Magazine*, 33(4), 59–72.

## ANEXOS

### Anexo A: Fiscalización en días sábado, domingo y festivos

La distribución semanal de fiscalización va desde lunes a sábado, con excepción de un domingo de control y 2 feriados de los 27 que existieron entre el 01-01-2016 hasta el 31-03-2018. Cabe destacar que no todos los sábados se fiscaliza; solo hubo 21 controles de los 117 sábados, quedando 111 al restar los feriados, habiendo un día de control en uno de estos días. El 2016 hubo 18 sábados fiscalizados, contando el feriado, en el 2017, 3, y por último solo 1 en el 2018. Debido a la poca cantidad de datos disponible para estos días, el cálculo del número óptimo de fiscalizadores se realizará desde lunes a viernes, sin considerar sábado, domingo y festivos.

La Tabla A-1 resume la fiscalización para los días sábado, domingo y festivos. El total de días fiscalizados no es necesariamente la suma de los distintos tipos de días, ya que puede ocurrir que un festivo sea sábado o domingo.

*Tabla A-1: Fiscalización de sábados, domingos y/o festivos*

Año/ Tipo día	Sábado		Domingo		Festivos		Total
	Fiscalizados	Disponibles en el año	Fiscalizados	Disponibles en el año	Fiscalizados	Disponibles en el año	
2016	18	53	1	52	2	8	20
2017	3	51	0	53	0	12	3
2018	1	13	0	12	0	3	1

*Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM*



**Anexo C: Controles de fiscalización y suma de pasajeros controlados por comuna, según año**

Las Tabla A-3 y Tabla A-4 tratan sobre la distribución de los controles de fiscalización en las comunas donde opera Transantiago. La primera muestra la cantidad de controles efectuados por los equipos de fiscalización por comuna según año. La segunda tabla brinda información sobre la suma de los pasajeros fiscalizados durante estos controles, según comuna.

Tabla A-3: Distribución espacial de la fiscalización: número de controles efectuados por comuna, según año.

Comuna	Año					
	2016		2017		2018	
	Cantidad de controles	Porcentaje	Cantidad de controles	Porcentaje	Cantidad de controles	Porcentaje
Cerrillos	325	0,9%	918	1,8%	84	2,5%
Cerro Navia	293	0,8%	107	0,2%	22	0,7%
Conchalí	220	0,6%	1.064	2,1%	69	2,1%
El Bosque	645	1,7%	1.242	2,5%	68	2,0%
Estación Central	4.566	12,0%	2.817	5,6%	153	4,6%
Huechuraba	76	0,2%	122	0,2%	0	0,0%
Independencia	1.428	3,7%	788	1,6%	69	2,1%
La Cisterna	468	1,2%	1.486	3,0%	119	3,5%
La Florida	1.147	3,0%	3.255	6,5%	200	6,0%
La Granja	416	1,1%	1.108	2,2%	22	0,7%
La Pintana	103	0,3%	266	0,5%	12	0,4%
La Reina	223	0,6%	254	0,5%	24	0,7%
Las Condes	592	1,6%	2.018	4,0%	110	3,3%
Lo Barnechea	178	0,5%	98	0,2%	16	0,5%
Lo Espejo	91	0,2%	189	0,4%	4	0,1%
Lo Prado	1.054	2,8%	1.059	2,1%	75	2,2%
Macul	621	1,6%	1.568	3,1%	47	1,4%
Maipú	1.078	2,8%	1.744	3,5%	91	2,7%
Ñuñoa	4.167	10,9%	2.544	5,1%	162	4,8%
Pedro Aguirre Cerda	461	1,2%	961	1,9%	19	0,6%
Peñalolén	842	2,2%	728	1,5%	4	0,1%
Providencia	2.622	6,9%	2.459	4,9%	90	2,7%
Pudahuel	398	1,0%	1.047	2,1%	501	14,9%
Puente Alto	1.298	3,4%	3.990	8,0%	405	12,1%
Quilicura	721	1,9%	430	0,9%	27	0,8%
Quinta Normal	858	2,2%	1.872	3,7%	132	3,9%
Recoleta	880	2,3%	949	1,9%	84	2,5%
Renca	368	1,0%	1.340	2,7%	50	1,5%
San Bernardo	277	0,7%	1.076	2,1%	6	0,2%
San Joaquín	807	2,1%	1.031	2,1%	74	2,2%
San Miguel	1.499	3,9%	1.758	3,5%	77	2,3%
San Ramón	110	0,3%	319	0,6%	54	1,6%
Santiago	9.225	24,2%	9.256	18,5%	490	14,6%
Vitacura	127	0,3%	230	0,5%	0	0,0%
Total general	38.184	100%	50.093	100%	3.360	100%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM

Tabla A-4: Distribución espacial de la fiscalización: número de pasajeros controlados por comuna, según año.

Comuna	Año					
	2016		2017		2018	
	Pasajeros controlados	Porcentaje	Pasajeros controlados	Porcentaje	Pasajeros controlados	Porcentaje
Cerrillos	5.544	0,7%	14.151	1,8%	1.388	2,7%
Cerro Navia	3.824	0,5%	1.277	0,2%	381	0,7%
Conchalí	2.998	0,4%	14.612	1,8%	977	1,9%
El Bosque	12.080	1,6%	22.155	2,8%	1.244	2,4%
Estación Central	109.785	14,3%	50.592	6,3%	2.227	4,3%
Huechuraba	1.068	0,1%	1.620	0,2%	0	0,0%
Independencia	22.581	2,9%	10.936	1,4%	885	1,7%
La Cisterna	9.162	1,2%	22.717	2,9%	1.619	3,2%
La Florida	20.417	2,7%	59.351	7,4%	3.512	6,8%
La Granja	7.237	0,9%	16.143	2,0%	299	0,6%
La Pintana	1.519	0,2%	4.067	0,5%	201	0,4%
La Reina	3.735	0,5%	4.620	0,6%	318	0,6%
Las Condes	11.227	1,5%	33.520	4,2%	1.780	3,5%
Lo Barnechea	2.452	0,3%	1.619	0,2%	238	0,5%
Lo Espejo	1.369	0,2%	2.531	0,3%	77	0,2%
Lo Prado	19.605	2,5%	16.305	2,0%	1.223	2,4%
Macul	11.929	1,5%	25.745	3,2%	698	1,4%
Maipú	21.623	2,8%	28.144	3,5%	1.358	2,6%
Ñuñoa	99.153	12,9%	55.991	7,0%	2.966	5,8%
Pedro Aguirre Cerda	8.302	1,1%	15.062	1,9%	272	0,5%
Peñalolén	13.927	1,8%	10.471	1,3%	79	0,2%
Providencia	59.599	7,7%	44.630	5,6%	1.308	2,5%
Pudahuel	6.935	0,9%	15.374	1,9%	7.908	15,4%
Puente Alto	20.454	2,7%	53.102	6,7%	5.468	10,7%
Quilicura	8.927	1,2%	4.741	0,6%	342	0,7%
Quinta Normal	15.381	2,0%	26.646	3,3%	1.933	3,8%
Recoleta	13.502	1,8%	12.189	1,5%	1.251	2,4%
Renca	5.043	0,7%	17.009	2,1%	724	1,4%
San Bernardo	3.372	0,4%	11.088	1,4%	78	0,2%
San Joaquín	15.952	2,1%	16.415	2,1%	1.180	2,3%
San Miguel	27.753	3,6%	26.653	3,3%	1.172	2,3%
San Ramón	1.855	0,2%	4.689	0,6%	885	1,7%
Santiago	199.469	25,9%	148.826	18,7%	7.313	14,3%
Vitacura	2.521	0,3%	4.091	0,5%	0	0,0%
Total General	770.300	1	797.082	1	51.304	1

Fuente: Elaboración propia a partir de datos proporcionados por el DTPM

### Anexo D: Explicación del tamaño muestral.

La explicación del tamaño muestral, correspondiente a una variable dicotómica, en este caso usuarios que utilizan el transporte público, la cual se quiere estimar con una tasa de éxito con un error absoluto menor a  $x\%$  (por tasa de éxito interpretar el porcentaje de la población para el que la variable dicotómica toma el valor de uno) viene dada por:

Por ley de los grandes números sabemos que  $\bar{p} \rightarrow p$ , donde  $p$  es la tasa de éxito y  $\bar{p}$  su estimador.

Por teorema central del límite:

$$-z_{\alpha} \leq \frac{\bar{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}} \leq z_{\alpha}$$

$n$  es el tamaño muestral y  $z_{\alpha}$  está relacionado con el error tipo 1 (o intervalo de confianza)  $\epsilon_{absoluto}$  es el error absoluto, por tanto

$$-\epsilon_{absoluto} \leq -z_{\alpha} \frac{\bar{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}} \leq \bar{p} - p \leq z_{\alpha} \frac{\bar{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}} \leq \epsilon_{absoluto}$$

$$-\epsilon_{absoluto} \leq -z_{\alpha} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \Leftrightarrow -\sqrt{n} \leq \frac{-z_{\alpha} \sqrt{p(1-p)}}{\epsilon_{absoluto}}$$

$$n \geq \left( \frac{z_{\alpha}}{\epsilon_{absoluto}} \right)^2 p(1-p)$$

Y lo mismo para el otro lado.

### Anexo E: Resultados encuesta percepción de usuario

El nivel de ingreso se dividió en 9 categorías y se catalogaron según bajo, medio y alto agrupando de tres en tres. El Gráfico A-1 muestra la distribución de ingreso detallada:

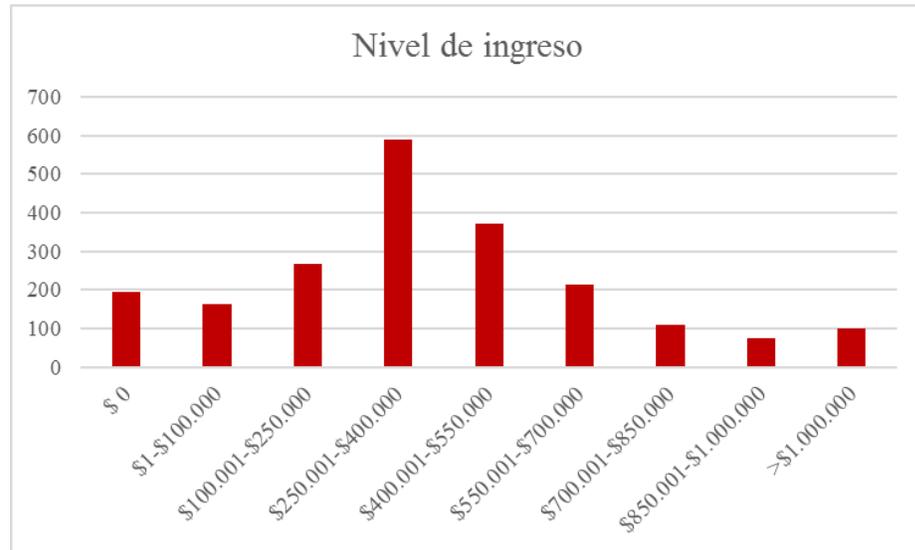


Gráfico A-1: Distribución de ingreso salarial

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

La frecuencia de uso del transporte público entre los encuestados se muestra en el Gráfico A-2:

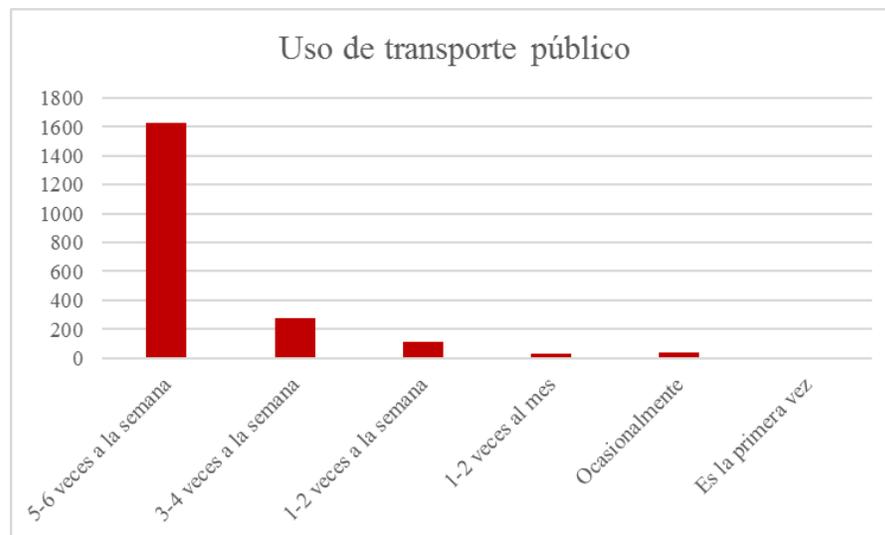


Gráfico A-2: Frecuencia de uso en transporte público

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

El uso de transporte público según modo se muestra en el Gráfico A-3:

### Frecuencia de viaje según modo

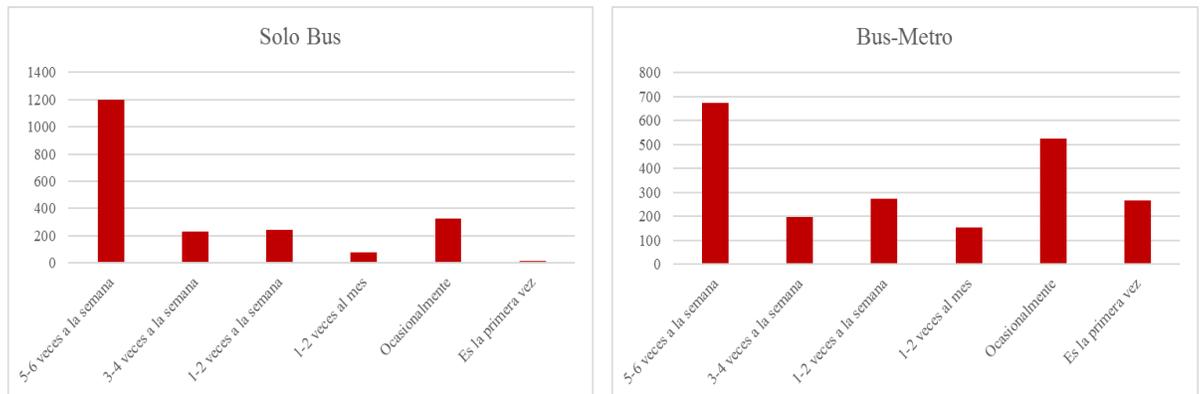


Gráfico A-3: Frecuencia de uso en transporte público según modo

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

La principal razón de viaje de los usuarios encuestados fue por razones de trabajo y para volver a casa, lo cual se muestra en el Gráfico A-4:

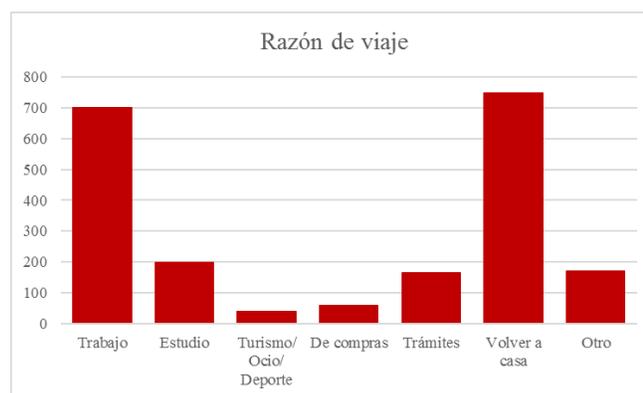


Gráfico A-4: Distribución de razón de viaje de los encuestados

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

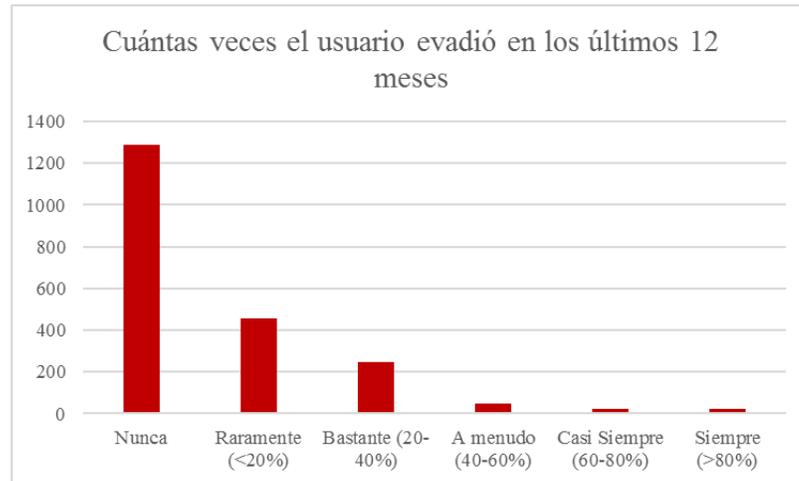
Además, la cantidad de viajes diarios de los usuarios fue de 2, principalmente, lo cual puede verse en el Gráfico A-5:



*Gráfico A-5: Distribución de cantidad de viajes a realizar en el día*

*Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada*

Las preguntas 8 y 11 de la encuesta tienen relación con la cantidad de veces que el usuario se vio sin pagar en los últimos 12 meses a bordo del bus y cuáles fueron las principales causas. El Gráfico A-6 muestra la distribución sobre la evasión:



*Gráfico A-6: Distribución de cantidad de veces que el usuario evadió*

*Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada*

Dentro de las principales causas los usuarios respondieron porque se quedó sin saldo y no había dónde cargar la BIP, porque no tenía dinero y porque el bus iba muy lleno y subió por la puerta trasera. El Gráfico A-7 y Tabla A-5 resumen las respuestas:



*Gráfico A-7: Distribución de razones por las cual el usuario evadió*

*Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada*

Tabla A-5: Razón por la cual el usuario evadió

Opción marcada en la encuesta	Respuesta
1	Porque no tengo plata
2	Porque el servicio es malo
3	Porque poca gente o nadie paga
4	Porque es fácil no pagar
5	Porque el bus va muy lleno y subo por atrás
6	Porque el viaje es muy caro
7	Porque quiero ahorrar plata
8	Porque no hay fiscalizadores o muy poca fiscalización
9	Porque no pasa nada si no pago
10	Porque el chofer no dice nada
11	Porque me quedo sin saldo y no hay donde cargar
12	Otro

Por último, los principales motivos de la alternativa “otros” se muestra en el Gráfico A-8:

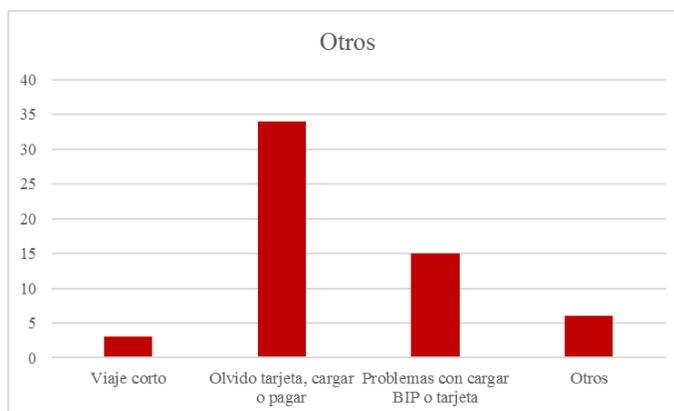


Gráfico A-8: Distribución de razón “otros” en causas de evadir

Fuente: Elaboración propia a partir de encuesta realizada

## Anexo F: Períodos Transantiago de subida

Transantiago divide la operación diaria según tipo de día: laboral, sábado y domingo, y según períodos. En la Tabla A-6 se muestran los períodos que se utilizan en un día laboral.

*Tabla A-6: Períodos Transantiago según día laboral*

<b>Período</b>	<b>Horario</b>
01 - Pre nocturno	00:00 - 00:59
02 - Nocturno	01:00 - 05:29
03 - Transición nocturno	05:30 - 06:29
04 - Punta mañana	06:30 - 08:29
05 - Transición punta mañana	08:30 - 09:29
06 - Fuera de punta mañana	09:30 - 12:29
07 - Punta mediodía	12:30 - 13:59
08 - Fuera de punta tarde	14:00 - 17:29
09 - Punta tarde	17:30 - 20:29
10 - Transición punta tarde	20:30 - 21:29
11 - Fuera de punta nocturno	21:30 - 22:59
12 - Pre nocturno	23:00 - 23:59

*Fuente: DTPM, año 2017*

## Anexo G: Comunas de Santiago donde opera Transantiago

Transantiago opera en 34 comunas del Gran Santiago, donde 32 pertenecen a la Provincia de Santiago, una a la Provincia de Cordillera (Puente Alto) y otra a la Provincia de Maipo (San Bernardo). A continuación, en la Tabla A-7, se detallan las comunas donde opera el transporte público de la ciudad de Santiago.

*Tabla A-7: Comunas de Santiago donde opera Transantiago*

Cerrillos	Independencia	Las Condes	Ñuñoa	Quilicura	San Miguel
Cerro Navia	La Cisterna	Lo Barnechea	Pedro Aguirre Cerda	Quinta Normal	San Ramón
Conchalí	La Florida	Lo Espejo	Peñalolén	Recoleta	Santiago
El Bosque	La Granja	Lo Prado	Providencia	Renca	Vitacura
Estación Central	La Pintana	Macul	Pudahuel	San Bernardo	
Huechuraba	La Reina	Maipú	Puente Alto	San Joaquín	

*Fuente: DTPM, año 2017*

## Anexo H: Distribución de clases en el histograma

Se analizaron las clases del histograma según los valores del numerador y denominador de la probabilidad subjetiva de ser fiscalizado,  $p_i$ . En la Tabla A-8: Distribución de clases del histograma, según número de fiscalizadores que el encuestado observó y Tabla A-9: Distribución de clases del histograma, según la frecuencia de viaje de los encuestados, se presenta la distribución en las distintas clases, según numerador o denominador. Además, se muestran las frecuencias relativas, donde las de las filas hacen referencia al peso que tienen las clases y las de las columnas al peso del numerador o denominador de  $p_i$ .

Tabla A-8: Distribución de clases del histograma, según número de fiscalizadores que el encuestado observó

Clases / N° fiscalizadores observados	0,5	1	2	3	4	5	Frecuencia relativa
(0-0,002)	<b>96%</b>	15%	4%	0%	0%	0%	<b>7,2%</b>
[0,002-0,004)	4%	<b>76%</b>	20%	10%	2%	3%	<b>13,2%</b>
[0,004-0,006)	0%	2%	<b>60%</b>	8%	13%	11%	<b>10,1%</b>
[0,006-0,008)	0%	4%	8%	<b>63%</b>	0%	14%	<b>7,7%</b>
[0,008-0,010)	0%	0%	1%	0%	<b>64%</b>	0%	<b>2,8%</b>
[0,010-0,012)	0%	0%	0%	9%	0%	<b>52%</b>	<b>2,9%</b>
>=0,012	0%	3%	8%	10%	20%	20%	<b>2,4%</b>
<b>Frecuencia relativa</b>	<b>5,0%</b>	<b>12,2%</b>	<b>13,6%</b>	<b>8,3%</b>	<b>4,0%</b>	<b>3,1%</b>	

Fuente: Encuesta de percepción a usuarios

Se observa como el numerador, es decir, la cantidad de fiscalizadores que el encuestado declaró haber observado, incide fuertemente en la distribución de clases, donde si el encuestado respondió haber visto 1 fiscalizador en 2 años (0,5), estará con mucha probabilidad dentro de la primera clase, en cambio, si el encuestado respondió haber visto un solo fiscalizador, con mayor probabilidad se ubicará en la siguiente clase, y así sucesivamente.

Si analizamos la distribución de las clases del histograma según el denominador, es decir la frecuencia total de viaje del encuestado, observamos que esta se distribuye más homogéneamente dado su valor.

Tabla A-9: Distribución de clases del histograma, según la frecuencia de viaje de los encuestados

Clase / Frecuencia de viaje	1	2	3	4	5	Frecuencia relativa
(0-0,002)	15%	15%	0%	0%	0%	<b>7,2%</b>
[0,002-0,004)	27%	23%	6%	0%	0%	<b>13,2%</b>
[0,004-0,006)	24%	17%	2%	0%	0%	<b>10,1%</b>
[0,006-0,008)	15%	15%	18%	0%	0%	<b>7,7%</b>
[0,008-0,010)	6%	1%	0%	0%	0%	<b>2,8%</b>
[0,010-0,012)	5%	8%	8%	0%	0%	<b>2,9%</b>
>=0,012	9%	20%	<b>65%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>2,4%</b>
Clase / Frecuencia de viaje	1	2	3	4	5	Frecuencia relativa
<b>Frecuencia relativa</b>	<b>78,0%</b>	<b>13,2%</b>	<b>5,6%</b>	<b>1,3%</b>	<b>1,7%</b>	

Fuente: Encuesta de percepción a usuarios

En la Tabla A-9: Distribución de clases del histograma, según la frecuencia de viaje de los encuestados se observa que, si la frecuencia de viaje de la encuesta es categorización “1”, es decir que de 5-6 veces a la semana utilizó transporte público, la distribución de las clases es más homogénea, centrándose más en la segunda y tercera. Sin embargo, es interesante ver que, si la frecuencia de viajes es categorización “4,” o “5” (1-2 veces al mes u ocasionalmente), con toda certeza la probabilidad es mayor a 0,012.

### **Anexo I: Relación tarifa–multa según año**

La tarifa del Transantiago al ser un sistema integrado varía según modo. Los buses tienen una tarifa plana durante el día, a diferencia de Metro, que varía según período del día. Los adultos mayores tienen tarifa rebajada en Metro más no en buses y los estudiantes poseen tarifa subsidiada en ambos modos. La tarifa varía cuando el panel de expertos así lo estima, ya sea a causa de aumento de los indexadores: dólar y bencina o por otros motivos. El valor puede cambiar más de una vez al año o no cambiar en absoluto.

En la Tabla A-10 se presentan los valores de la tarifa en buses y Metro desde el año 2012.

*Tabla A-10: Tarifas Transantiago*

Año	Fecha de implementación de la tarifa	Buses	Metro de Santiago				Pasaje escolar
			Horario punta	Horario valle	Horario bajo	Adulto Mayor	
2012	31 de enero	\$ 580	\$ 660	\$ 600	\$ 550	\$ 190	\$ 190
	31 de mayo	\$ 590	\$ 670	\$ 610	\$ 560	\$ 190	\$ 190
2013	1 de diciembre	\$ 600	\$ 680	\$ 620	\$ 570	\$ 200	\$ 200
2014	1 de junio	\$ 610	\$ 690	\$ 630	\$ 580	\$ 200	\$ 200
	1 de septiembre	\$ 620	\$ 700	\$ 640	\$ 590	\$ 200	\$ 200
2015	1 de enero	\$ 640	\$ 720	\$ 660	\$ 610	\$ 210	\$ 210
2016	15 de febrero	\$ 640	\$ 740	\$ 660	\$ 610	\$ 210	\$ 210
2018	19 de febrero	\$ 660	\$ 760	\$ 680	\$ 630	\$ 220	\$ 220
	13 de octubre	\$ 680	\$ 780	\$ 700	\$ 650	\$ 220	\$ 220

*Fuente: DTPM*

Por otro lado, para el cálculo de la relación entre la tarifa y la multa, correspondiente a 1 UTM o 1,5 UTM se necesita el valor de esta. En la Tabla A-11 se muestra dicha relación, como también el valor de la Unidad Tributaria Mensual promedio anual.

*Tabla A-11: Relación tarifa - multa y valor de la UTM promedio, por año*

<b>Relación tarifa multa</b>			<b>Valor UTM Promedio</b>	
<b>Año</b>	<b>UTM 1</b>	<b>UTM 1,5</b>	<b>1 UTM</b>	<b>1,5 UTM</b>
2012	0,015	0,010	\$ 39.623	\$ 59.435
2012	0,015	0,010		
2013	0,015	0,010	\$ 40.290	\$ 60.435
2014	0,015	0,010	\$ 41.984	\$ 62.975
2014	0,015	0,010		
2015	0,015	0,010	\$ 45.620	\$ 68.430
2016	0,014	0,010	\$ 46.593	\$ 69.889
2017	0,014	0,009	\$ 47.623	\$ 71.435
2018	0,014	0,010	\$ 47.623	\$ 71.435
2018	0,015	0,010		

*Fuente: Servicios de Impuestos Internos*