

# **ANÁLISIS DE LA PERMANENCIA DE USUARIOS FRECUENTES DEL SISTEMA DE TRANSPORTE PÚBLICO USANDO DATOS MASIVOS**

Marcela A.Munizaga, Universidad de Chile, mamuniza@ing.uchile.cl

María F. Calvo, Ministerio de Desarrollo Social, mcalvo@desarrollosocial.gob.cl

## **RESUMEN**

El presente trabajo busca entender y modelar la decisión de los usuarios del sistema de transporte público de Santiago usando datos pasivos de Transantiago, en cuanto a su frecuencia de realización de viajes en el corto-mediano plazo a partir de datos pre-procesados de transacciones y georreferenciación de buses. Se segregan los usuarios según quintil de ingreso promedio del hogar, cuya localización es obtenida a través de la estimación de zona de residencia (Amaya, 2013); y su tipo de tarjeta (estudiante o adulto), con el fin de diferenciar comportamientos entre ellos.

*Palabras clave:* *Comportamiento dinámico, Transantiago, fuga de usuarios*

## **ABSTRACT**

This work tries to understand and model the decision of the users from the public transport of Santiago, using passive data from Transantiago, related to its frequency of travel completion in the short-middle term, employing pre-processed data from transactions and bus-georeferencing. The users are segregated according to its home average income quintile, using the localization obtained from the estimation of residence zone (Amaya, 2013); and its card type (student or adult); with the purpose of differentiate the behavior within them.

*Keywords:* *Dynamic behavior, Transantiago, leakage of users*

## 1. INTRODUCCIÓN

El uso de tarjetas inteligentes en el transporte público, además de cumplir su rol de recolección tarifaria, ha permitido entregar información de bajo costo y útil para la planificación de transporte. Entre otros usos, ha permitido realizar estimaciones sobre las tasas de viaje de cada tarjeta, inferencias sobre cadenas de viajes, propósitos, características de los viajes, entre otros.

En particular en Transantiago, sistema de transporte público de Santiago, el uso de tarjetas inteligentes y seguimiento vehicular ha permitido estudiar información relacionada a los viajes de los usuarios, tanto en Metro como en buses.

Este sistema integrado de transporte implementado el 2007, permite el intercambio modal con un bajo diferencial monetario (actualmente entre \$0 y \$60). Utiliza la tecnología de pago automático bip!, la cual almacena en el sistema las transacciones realizadas al acercar la tarjeta a los validadores de mesaninas en Metro y en buses al abordarlos o en los dispositivos fijos ubicados en paraderos que operan como zona paga (pago extra-vehicular).

Dentro de este contexto, el presente trabajo utiliza datos transaccionales y de georreferenciación de buses pre-procesados por distintos autores, como la estimación de matrices Origen-Destino (OD) por Munizaga y Palma (2012), estimación de la zona de residencia por Amaya (2013) y la identificación de viajes y sus propósitos de Devillaine (2012). Esto, con el fin de modelar la decisión de usuarios frecuentes del transporte público sobre su cambio de comportamiento en cuanto a su frecuencia de viajes semanal o la fuga del sistema, con respecto a un corte temporal en el corto-mediano plazo.

El estudio de la fuga de usuarios del transporte público es de vital importancia por la posibilidad que brinda de identificar las variables más relevantes para los usuarios al cambiar su frecuencia de utilización, y tomar medidas que permitan prevenir la fuga de usuarios y evitar el círculo vicioso del transporte público con todas sus implicancias ambientales (contaminación, ruido), sociales (equidad, ahorro de recursos y tiempo), entre otras.

## 2. CONTEXTO

Transantiago fue implementado el año 2007 en Santiago de Chile, en reemplazo del antiguo sistema licitado de microbuses. A diferencia de éste último, utiliza un sistema tarifario integrado con Metro y buses a través de la tarjeta inteligente bip!, lo que ha potenciado el aprovechamiento de la información almacenada en ella, considerando además que posee una penetración del 97% (Beltrán, et al 2011).

El sistema de pago exige que cada vez que un usuario aborda un servicio debe acercar su tarjeta inteligente al validador y así se descuenta el valor de la tarifa o la diferencia de tarifa en caso de trasbordo. El sistema permite un máximo de dos transbordos entre buses de distintas líneas o entre bus y metro. Una etapa de viaje se define como un tramo del viaje que tiene un pago o validación asociado. El tiempo de una etapa de viaje se contabiliza desde el abordaje a un vehículo de transporte y hasta la bajada de éste. En el caso de Metro, una etapa de viaje puede incluir transbordos entre líneas, los cuales se realizan sin abandonar las estaciones. En

consecuencia, para incorporar el efecto de transbordos al interior de la red de Metro, es necesario realizar una estimación basada en la asignación de ruta al interior de la red de Metro.

La estructura tarifaria contempla descuentos para estudiantes. Los estudiantes de establecimientos Municipales y Subvencionados tienen acceso a tarjetas de Educación Básica (a partir de quinto básico) que permiten el acceso gratuito al sistema. Las tarjetas de Educación Media y Superior permiten acceso a una tarifa rebajada que corresponde al 30% de la tarifa de pasajero adulto. Este descuento aplica a todos los estudiantes de educación superior, a los estudiantes de enseñanza media de establecimientos Municipales y Subvencionados, y a los estudiantes de colegios particulares con ingreso per cápita menor a \$301.741. Los estudiantes de colegios particulares pagados, que no tienen acceso a este descuento, constituyen el 9% de los estudiantes a nivel escolar en Chile (Muñoz y Muñoz, 2013) y el 11% a nivel de la Región Metropolitana (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2013).

Por otro lado, las tarjetas de tipo adulto consisten en cuatro categorías: Contrato “Valor” de tarjeta monedero y Postpago 2, 3 y 9. Éstas últimas, permiten al usuario realizar hasta ocho viajes diarios que cancelará a fin de mes. Las tarjetas con Postpago 2 corresponden a las CMR Falabella, Postpago 3 son CMR Mandato, consistentes en tarjetas CMR obsoletas y las tarjetas Postpago 9 corresponden a un tipo especial del Administrador Financiero de Transantiago AFT.

### 3. ANTECEDENTES

A continuación se nombran las metodologías y estudios basados en las mismas bases de datos del Sistema de transporte público Transantiago, en adición al estado de arte del comportamiento de usuarios de transporte público usando tecnologías inteligentes en Santiago de Chile.

#### 3.1 Método de estimación de bajada

El método de estimación de bajada propuesto por Munizaga y Palma (2012) utiliza información de las transacciones de tarjeta bip!, el sistema GPS instalado a bordo de los buses de Transantiago y la geo-codificación del sistema de transporte público para obtener la posición de las transacciones. Una de sus limitantes es la elevada evasión observada en el sistema de buses, la cual fluctúa entre 13,9 y 29,6% el segundo semestre de 2013 y entre 18,1 y 35,4% el tercer semestre de 2013 a nivel de unidad de negocio (Ministerio de Transportes, 2013).

La metodología es diferente en Metro, zonas pagas y buses. En el caso de los buses, la idea básica es construir la cadena de viajes con la tripleta  $(x_i, y_i, t_i)$  de una tarjeta identificando la bajada según la posición de la siguiente transacción que minimiza el tiempo generalizado.

En el caso de Metro, se estima la bajada como la estación más cercana en términos de distancia a la próxima subida, en un radio definido por  $d$ . Para calcular el tiempo de bajada se utiliza el algoritmo de rutas mínimas Dijkstra y se usan como parámetros los tiempos entre estaciones, tiempos de espera y de caminata dentro de la estación.

En las zonas pagas se asume que el usuario aborda una de las líneas que se detienen en tal zona paga, utilizando la metodología de Líneas Comunes (Chriqui y Robillard, 1975).

### 3.2 Metodología de estimación de Zona de Residencia

La metodología de estimación de zona de residencia propuesta por Amaya (2013) busca estimar la zona de residencia de los usuarios frecuentes de tarjeta bip! que realizan transacciones entre las 4 AM y las 12 del día, utilizando el corte temporal de Abril 2012. Se basa en el supuesto que el usuario frecuente tiene como principal modo de viaje el transporte público y asume que la primera transacción de cada día se realiza en un lugar cercano a su residencia.

Este método realiza la estimación en el caso en que las primeras transacciones del día se encuentran contenidas dentro de un área caminable, definida como aquella contenida en un radio  $r = 500$  m. Para implementar este método, se selecciona para un cierto ID la primera transacción del día para todos los días en que se observó viajes en el periodo comprendido entre las 4AM y 12:00, tomando sus coordenadas espaciales y si distancia entre ellas es menor a 500m, se asume que esa ubicación corresponde a la zona de residencia de ese usuario. Posteriormente, se asigna la comuna y macrozona correspondiente.

Esta metodología fue extendida por Munizaga y Cruzat (2015) quienes realizan un análisis de sensibilidad de los resultados, concluyendo que se pueden extender las estimaciones a un radio de 1.000 m para incluir 55.512 tarjetas más (aumento de 7% de tarjetas), obteniendo un porcentaje de tarjetas estimadas correctamente del 71,3%, con una distancia entre el punto real y el estimado de 1.000 m.

### 3.3 Cálculo de indicadores de calidad de servicio

Utilizando información de los tiempos de viaje observados a partir de la misma información pasiva (tarjeta bip! y GPS de los buses) Núñez (2015), propone una metodología para calcular indicadores de calidad de servicio. Por otra parte, Núñez (2015) corrige ciertos errores en las bases de datos, para evitar tiempos de espera negativos y sobreestimación de valores como el tiempo de viaje en metro. En su trabajo, además se corrije caracterización de los transbordos que incluyen Metro, incorporando información sobre el tiempo de transbordo entre líneas, el tiempo de caminata hasta el torniquete, que no estaba contenida en los datos originales.

## 4. METODOLOGÍA Y APLICACIÓN DE RESULTADOS

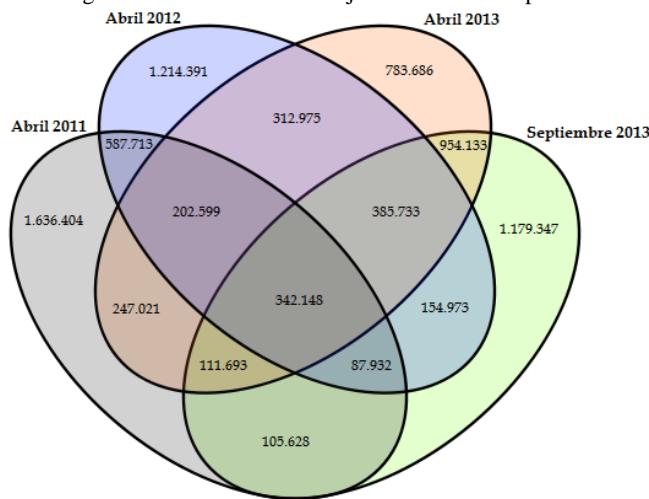
Se utilizan dos cortes temporales semanales del mismo año, correspondientes a:

- 14 a 20 de abril del 2013
- 23 a 29 de septiembre del 2013

Se cuenta con cuatro cortes temporales semanales, siendo los otros dos desde el 11 a 17 de abril de 2011 y 16 a 22 de abril del 2012. Sin embargo, para la modelación se utilizan exclusivamente estos dos por pertenecer al mismo año, lo que permite suponer que la zona de residencia permanece constante, las actividades realizadas por los usuarios no varían sustancialmente, luego

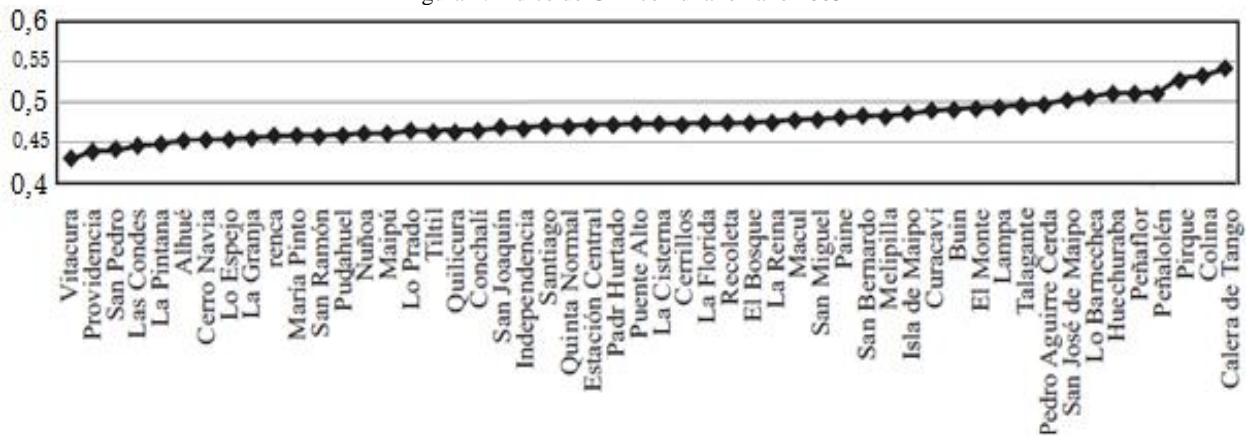
los estudiantes (en su mayoría) siguen en su mismo nivel de estudios, y adicionalmente los horarios del trabajo y estudio no cambian sustancialmente. Además, los datos pre-procesados son compatibles en cuanto a su codificación de contratos, el formato de tablas y además ambos corresponden al término del sistema de troncales y alimentadores de Transantiago.

Figura 1: Permanencia de Tarjetas en cortes temporales.



Se asume que cada tarjeta es utilizada únicamente por un usuario. A partir de tal supuesto, se clasifica cada tarjeta según el ingreso comunal imputado al través de la estimación de zona de residencia de Amaya (2013). Al tratarse de grandes volúmenes de datos no relacionados con información específica de ingreso y considerando la segregación económica de Santiago, se asigna a cada usuario su ingreso según su comuna de residencia.

Figura 2: Índice de Gini comunal en año 2003



Fuente: Agostini, 2010

La desagregación en quintiles de ingreso familiar usada corresponde a aquella entregada por el MINEDUC 2013, cuya metodología se basa en una actualización de los quintiles de la encuesta CASEN 2011, usando el IPC del año 2013.

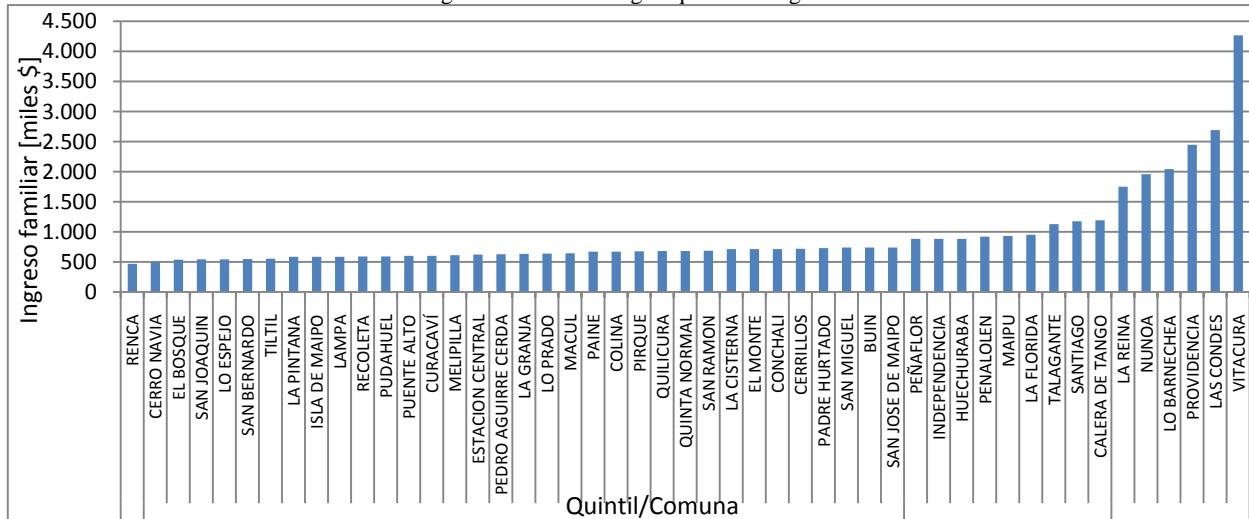
Tabla 1: Quintiles de ingreso familiar 2013.

Quintil	Ingreso per cápita inicial [\$]	Ingreso per cápita Final [\$]
I	0	71.788
II	71.789	120.229
III	120.230	184.909
IV	184.910	333.776
V	333.776	-

Fuente: MINEDUC 2013

A partir de esta clasificación de ingreso y asumiendo a las familias con cuatro integrantes para ser consecuentes con la metodología CASEN, se divide a los usuarios en quintiles según el ingreso comunal asociado a la encuesta CASEN 2013. Esto se puede observar en la Figura 3, donde se ordenan crecientemente las comunas según el ingreso promedio del hogar.

Figura 3: Comunas según quintil de ingreso



Fuente: Elaboración propia a partir de datos CASEN 2013.

Los tipos de tarjeta de estudiantes se clasifican en Superiores Diurnos, Media Diurno, Escolar Básica, en adición a diversos tipos que por su condición de temporalidad no es factible estudiar el mismo usuario a través de los cortes temporales, o bien se utilizarían tarjetas con cambios relevantes en el horario y frecuencia de viajes que no reflejarían el cambio de comportamiento de los usuarios como efecto de los cambios en la calidad de servicio del transporte público, como los estudiantes en práctica. Estos usuarios que son eliminados de la modelación corresponden a usuarios estudiantes en práctica, de recambio Media-Superior, recambio Básico y Superior Extensión.

En las Tablas 2 y 3 se muestra la cantidad y porcentaje de tarjetas por corte temporal según el tipo de usuario.

Tabla 2: Porcentaje y cantidad de tarjetas según contrato adulto, cuatro cortes temporales

Corte temporal/ Contrato	Adultos [% del total semanal]/[Tarjetas]			
	Valor	Postpago2	Postpago3	Postpago 9
2013 Abril	76,56	1,27	0,00	0,00
	2.557.054	42.462	1	69
2013 Septiembre	77,58	1,37	0,00	0,00
	2.576.802	45.492	1	3

Tabla 3: Porcentaje y cantidad de tarjetas según contrato estudiante y cambio de contrato, cuatro cortes temporales

Corte temporal/ Contrato	Estudiantes [% del total semanal]/[Tarjetas]							Otros [% total semanal]/[Tarjetas]
	Media Diurno	Superior Diurno	Escolar Básica	Superior Extensión Nuevo	Escolar Básica Extensión Nuevo	Escolar de Recambio Media Superior	Escolar de Recambio Básico	
2013 Abril	4,62	12,72	2,52	0,07	0,01	1,13	0,11	0,98
	154.221	424.951	84.309	2.395	306	37.895	3.740	32.585
	4,78	12,01	2,81	0,05	0,00	0,51	0,06	0,81
	158.836	398.998	93.392	1.730	156	17.019	2.134	27.029

Se elimina de la muestra las tarjetas que cambian de contrato entre cortes temporales (1,08% de los usuarios frecuentes de Abril 2013), aquellas que cambian de zona de comuna de residencia estimada (2,88% de los usuarios frecuentes de Abril 2013), las que presentan más de dos etapas sin estimación de bajada en alguno de sus viajes (9,15%).

Tabla 4: Filtros sobre los datos para realizar la modelación

Razón de filtro	Porcentaje de tarjetas frecuentes abril 2013 [%]	Posibles errores que se evita incurrir
Cambio de contrato	1,08	Cambio de tarifa, cambio de actividades, vulnerabilidades del sistema
Cambio zona residencia estimada	2,88	Cambio en variables explicativas, errores en la estimación de zona de residencia, cambio de accesibilidad a diferentes lugares
Más de dos etapas sin estimación de bajada	9,15	Potenciales errores en indicadores de calidad de servicio
No se puede asignar una Unidad de Negocio usada frecuentemente	13,16	Codificación de servicios y paraderos incompatible, zonas pagas con diversos operadores secundarios

### 3.1 Tratamiento de variables e índices

Para asignar los indicadores de calidad de servicio a cada tarjeta, se utiliza el máximo valor dentro de sus viajes con estimación de zona de bajada, con el objetivo de entregar el efecto de la peor calidad de servicio percibida por el usuario.

Se filtran las tarjetas con tiempo de viaje máximo igual a cero, pues no permite incluir el efecto de variables *dummies* según rangos de duración del viaje, ni el porcentaje de utilización de un modo sobre otro.

Los Índices de Calidad de Ruta son calculados a partir del promedio simple de distintos atributos valorados entre 0 y 1, que corresponden a 25 en el ICV y 10 en el caso del ICA. Para obtener índices con mayor variabilidad y excluir información irrelevante, se eliminan atributos en que todas las unidades de negocio contaran con el valor 1 (valor máximo).

Tabla 5: Atributos eliminados de Índices de Calidad en Ruta

Atributo	Índice
El conductor es amable con los usuarios	ICA
Los neumáticos en eje delantero están sin recauchar	
El bus no presenta humo negro con motor en funcionamiento	ICV

Asimismo se utilizan variables *dummies* de uso de buses y metro, para diferenciar el comportamiento de los usuarios según el uso exclusivo de estos modos o la inclusión en alguna de sus etapas. También se utiliza la proporción del tiempo viajado por modo bus con respecto al total, con el fin de entregar el efecto anterior como una variable continua.

Por otro lado, para incluir los índices de cumplimiento de oferta y los de calidad de servicio, se multiplican por la siguiente Dummy:

$$D_{ocupa\ bus(metro)} = 1 - D_{sólo\ metro\ (bus)} \quad (1)$$

Para asignar la tasa de motorización a cada tarjeta, se utiliza la tasa de motorización comunal.

Además, se consideran los transbordos dados por las transacciones de los viajes a distintos modos y adicionalmente los transbordos corregidos, que contabiliza además la cantidad de cambios de línea en metro, según la ruta mínima entre el inicio y fin del viaje.

### 3.2 Modelación

Usando una muestra aleatoria de tarjetas filtradas para obtener datos consistentes y representativos, para luego calibrar modelos Logit Multinomial por cada Quintil y tipo de tarjeta, considerando como variable a explicar el cambio de comportamiento medido como la fuga del usuario en el siguiente corte o la disminución del cuociente viajes/día dejando cierta holgura por sobre el cuociente inicial, según la fórmula:

$$\frac{Viajes\ Sep}{Días\ viajados\ Sep} - \frac{Viajes\ Abril}{Días\ viajados\ Abr} < -0,25 \cdot \frac{Viajes\ Abril}{Días\ viajados\ Abr} \quad (2)$$

Por otra parte, la función de utilidad para ambas opciones (cambia o mantiene su comportamiento), corresponde a la siguiente:

$$V = \begin{cases} V_{cambia,q} = \theta_{cambia} + \sum_k \theta_{kj} X_{k,Mantiene,q} \\ V_{Mantiene,q} = \theta_{Mantiene} \end{cases} \quad (3)$$

## 4. RESULTADOS

A continuación se muestra los modelos Logit calibrados para cada tipo de usuario-Quintil de ingreso existentes en la muestra, salvo para las tarjetas asociadas al II Quintil, para las cuales no fue posible calibrar un modelo con parámetros significativamente distintos de cero y ajustes de  $\rho^2$  mayores al 0,02.

### 4.1 Estudiantes

Los resultados de los modelos para las tarjetas estudiantes de los primeros tres Quintiles se muestran a continuación.

Tabla 6: Modelos para Estudiantes de Quinto Quintil

Parámetro	$\theta / (\text{Test-t})$
Constante: Cambia	3,89 (17,89)
Constante: Mantiene	0 (fija)
Dummy: Bus y Metro	-0,121 (-1,59)
ICA	-5,48 (-19,53)
Número Transbordos	0,125 (3,64)
Tiempo espera	0,0104 (2,96)
Dummy: Estudiantes Media Diurno	0,915 (11,69)
Dummy: Estudiantes Enseñanza Básica	1,23 (8,57)
$\rho^2$ ajustado	0,114
FPR (50%) [%]	63,48
FPR (60%) [%]	63,13
FPR (75%) [%]	61,15

El signo negativo del parámetro asociado al uso de bus y metro en los viajes indica que los estudiantes de mayor ingreso que utilizan ambos modos tienden a conservar su comportamiento en cuanto a su frecuencia de viajes. Sin embargo, el módulo del estadístico t es menor a 1,96, aunque cercano a este valor. Esto implica que el parámetro puede ser significativamente distinto a cero con una probabilidad del 94,24%.

Por otro lado, el aumento del índice de calidad de atención tiene el efecto esperado; entre mejor sea la percepción del servicio entregado, menos cambian su comportamiento. Esta variable se encuentra multiplicada por la Dummy “Ocupa Bus”, para evitar que este parámetro funcione como una Dummy más y no refleje las diferencias en la calidad de servicio. El tiempo de espera

también tiene un signo esperable, pues su aumento implica una disminución de la utilidad del usuario.

La adición de la Dummy de estudiantes de Enseñanza Básica implica una mejora en el ajuste y además en el First-Preference Recovery. Los dos parámetros asociados a los estudiantes son positivos, lo que implica que tienden a cambiar su comportamiento, siendo este efecto mayor para los estudiantes de Enseñanza Básica. Esto puede deberse a la posibilidad que tienen de utilizar Furgón Escolar, ser transportado por sus padres, o simplemente por un efecto no cuantificable al no ser obligatoria la validación.

Tabla 7: Modelo estudiantes Cuarto Quintil

Parámetro / Modelo (Test-t)	$\theta$ / (Test t)
Constante: Cambia	0,5 (13,59)
Dummy sólo bus	0,241 (3,22)
Dummy sólo metro	12,5 (0,94)
Constante mantiene	0 (fija)
Número de transbordos	0,0667 (3,04)
Dummy: 10min > Tiempo de viaje en bus	-0,193 (-3,77)
Dummy: 10min > Tiempo de viaje en metro	-0,252 (-3,93)
Dummy: Tiempo de viaje en bus > 120min	0,209 (6,99)
Dummy: Tiempo de viaje en metro > 120min	0,265 (8,45)
Dummy: 99min > Tiempo de viaje en metro $\geq$ 80min	0,159 (2,73)
$\rho^2$ ajustado	0,188
FPR (50%) [%]	49,25
FPR (60%) [%]	50,00
FPR (75%) [%]	59,21

En los estudiantes de cuarto Quintil de ingreso, el tiempo de viaje en ambos modos de transporte se comporta de manera contraria para ambos extremos: si es pequeño, no tienden a cambiar su comportamiento, mientras que si es elevado (mayor a 120 min), tienden a cambiar de comportamiento. Esto puede deberse a la valoración de un buen servicio en conjunto con la baja posibilidad de alternativas para viajes cortos, mientras que para viajes largos la necesidad de cambiar del sistema se torna más urgente, y con un mayor efecto para los viajes en metro. Los usuarios que utilizan exclusivamente Metro tienden a cambiarse más que aquellos que utilizan sólo bus. Sin embargo, el test-t de la Dummy sólo Metro, lo que indicaría que con una probabilidad del 81,56% puede ser significativamente distinto a cero.

Los valores de FPR resultan menores a 50, por lo que el modelo no logra predecir de buena manera el cambio de comportamiento de los usuarios, presentándose a partir del 60% de probabilidad de cambio un 50% de FPR.

Tabla 8: Modelo estudiantes Tercer Quintil

Parámetro / Modelo (Test-t)	$\theta$ / (Test t)
Constante: Cambia	1,27 (35,06)
Constante: Mantiene	0 (fija)
Dummy: ICR>0,8	-2,48 (-102,26)
Transbordos corregidos	0,0284 (2,04)
Dummy: Comunas periféricas	1,11 (2,28)
Dummy: 19min >Tiempo de viaje bus > 10min	-0,406 (-6,91)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje bus	0,485 (13,51)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje metro	-0,308 (-7,8)
Dummy: 39min >Tiempo de viaje bus > 20min	-0,408 (-9,35)
Dummy: 39min >Tiempo de viaje metro > 20min	-0,106 (-2,29)
$\rho^2$ ajustado	0,243
FPR (50%) [%]	77,63
FPR (60%) [%]	77,63
FPR (75%) [%]	73,51

Por otro lado, los estudiantes de tercer Quintil corresponden a usuarios de 14 comunas, por lo que sus viajes tienden a tener diferentes longitudes y duraciones. Por esto, se quiso diferenciar aquellos usuarios de comunas muy alejadas, como lo son Lampa, Isla de Maipo y Padre Hurtado con la variable Dummy “Comuna Periférica”. Esta variable resulta ser significativamente distinta a cero y su signo indica que tienden a cambiar su comportamiento. Esto concuerda con la tendencia al cambio en los viajes con alta cantidad de transbordos incluyendo los cambios de línea en Metro.

Sin embargo, el efecto no es claro en los viajes cortos en modo bus, pues para aquellos con tiempo de viaje menor a 10 minutos en modo bus el modelo indica que tienden a cambiar su comportamiento, mientras que a partir de ese valor tienden a mantenerlo. Contrariamente, los usuarios con pequeños tiempos de viaje en modo metro tienden a mantener su comportamiento, posiblemente porque valoran la frecuencia y seguridad de este modo.

El valor de FPR es el mejor observado en toda la muestra, además se puede observar que al aumentar la probabilidad de cambio, disminuye en poca cuantía su valor.

## 4.2 Adultos

Para los usuarios adultos de mayor ingreso se presenta un modelo que incluye tasa de motorización comunal, cuyo parámetro indica que a mayor tasa, más cambia el comportamiento el usuario. Al igual que para los estudiantes de mayor quintil, el tiempo de espera resulta significativamente distinto de cero y con signo positivo, por lo que en cuanto mayor sea su valor, más cambian su comportamiento los usuarios. El modelo intenta considerar los viajes con varias etapas utilizando los transbordos corregidos, indicando que los usuarios con mayor cantidad de etapas cambian menos su comportamiento, esto puede interpretarse como una tendencia a utilizar el modo metro para viajes largos. Sin embargo, el mismo modelo indica que los usuarios con menores tiempos de viaje cambian en menor medida su comportamiento.

Tabla 9: Modelo adultos Quinto Quintil

Parámetro/Modelo (Test-t)	$\theta$ / (Test t)
Constante cambia	4,87 (31,19)
Constante Mantiene	0 (fija)
Dummy sólo bus	-0,299 (-4,45)
ICF	-4,44 (-28,18)
Tasa Motorización	0,178 (2,47)
Tiempo de espera	0,0220 (8,18)
Número de transbordos corregidos	-0,473 (-20,93)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje metro	-0,263 (-4,33)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje bus	-0,270 (-4,75)
Dummy: 19min >Tiempo de viaje metro > 10min	-0,191 (-2,78)
Dummy: 19min >Tiempo de viaje bus > 10min	-0,299 (-4,15)
Dummy: 119min >Tiempo de viaje metro> 100min	0,138 (2,01)
Dummy: Tiempo de viaje bus> 120min	0,154 (4,16)
Dummy: Tiempo de viaje metro> 120min	0,189 (4,52)
$\rho^2$ ajustado	0,259
FPR (50%) [%]	63,92
FPR (60%) [%]	59,54
FPR (75%) [%]	58,17

Los adultos pertenecientes al Cuarto Quintil de ingreso también presentan el comportamiento previamente observado con respecto al número de transbordos y tasa de motorización. Si bien fueron utilizados índices de cumplimiento de la oferta en la modelación previa a la presentada, éstos presentan una alta correlación con los índices de calidad de servicio, por lo que se prefiere usar el índice que entregue un modelo con el mejor  $\rho^2$  y FPR. En este caso se cumplió al utilizar el ICV, a diferencia del resto de los adultos en que obtuvo mejores resultados al usar el ICF.

Recoge el mismo efecto de los adultos de quinto Quintil con respecto al uso mayoritario del modo bus, pero esta vez con una variable que busca recoger el efecto de manera menos absoluta con respecto a dummies. Se observa que entre menor sea el tiempo de viaje, más cambian su comportamiento los usuarios, cuyo efecto es inverso para los rangos de tiempo de viaje mayores: entre 100 y 119 min; y mayor a 120 min. Esto último puede deberse a la condición de usuarios cautivos.

Tabla 10: Modelo adultos Cuarto Quintil

Parámetro / (Test-t)	$\theta$ / (Test t)
Constante: Cambia	-0,457 (-4,69)
Constante: Mantiene	0 (fija)
ICV	-3,48 (-41,77)
Tasa motorización	1,17 (17,34)
Número de transbordos	0,781 (33,18)

Continuación Tabla 10

Dummy : 10min > Tiempo de viaje	2,49 (23,26)
Dummy:119min >Tiempo de viaje > 100min	-1,06 (-18,01)
Dummy:19min >Tiempo de viaje > 10min	1,87 (28,27)
Tiempo de viaje> 120min	-1,53 (-18,3)
Dummy:39min >Tiempo de viaje > 20min	1,15 (27,50)
Dummy:59min >Tiempo de viaje > 40min	0,508 (16,25)
Dummy:99min >Tiempo de viaje > 80min	-0,535 (-13,14)
Tiempo en bus/Tiempo total	-0,781 (-23,67)
Tiempo de viaje/etapas	0,0795 (43,54)
$\rho^2$ ajustado	0,163
FPR (50%) [%]	65,78
FPR (60%) [%]	62,67
FPR (75%) [%]	55,82

Según el modelo calibrado para los adultos de tercer Quintil, nuevamente los usuarios tienden a disminuir menos su comportamiento si mejora el cumplimiento de la frecuencia, con el efecto contrario al aumentar el número de transbordos. Los usuarios que presentan un tiempo de viaje muy bajo (menor a 10 min) tienden a disminuir o desaparecer en el sistema, mientras que los de mayor tiempo de viaje tienen el efecto contrario. Esto puede deberse a la preferencia de otros modos alternativos, como bicicleta o bien caminata para aquellos viajes más cortos.

Los usuarios de comunas periféricas tienden a cambiar más su comportamiento, al igual que los usuarios estudiantes del mismo ingreso. Además, los parámetros de los dos modelos que indican el uso de bus o Metro concuerdan entre sí, indicando que el uso preponderante de Metro insta a los usuarios a abandonar o disminuir la cantidad de viajes por día.

Tabla 11: Modelo adultos Tercer Quintil

Parámetro / (Test-t)	$\theta$ / (Test t)
Constante: Cambia	3,54 (37,88)
Constante: Mantiene	0 (fijo)
ICF	-4,45 (-45,92)
Número de transbordos	0,198 (16,74)
Dummy:10 min >Tiempo de viaje	0,685 (9,54)
Dummy:119min >Tiempo de viaje > 100min	-0,581 (-15,97)
Tiempo de viaje> 120min	-0,595 (-11,28)
Dummy: Comuna periférica	0,817 (13,83)
Tiempo de viaje/(transbordos corregidos+1)	0,033 (38,19)
Tiempo en bus/Tiempo Total	-0,244 (-10,25)
$\rho^2$ ajustado	0,120
FPR (50%) [%]	61,03
FPR (60%) [%]	58,09
FPR (75%) [%]	52,77

## CONCLUSIONES

Se modela el comportamiento de los usuarios frecuentes de transporte público de dos cortes temporales semanales en el mediano-corto plazo (5 meses) de Abril 2013 y Septiembre de 2013, desagregando según una estimación aproximada del ingreso comunal, en conjunto con los tres principales tipos de estudiantes: media diurno, superior diurno y enseñanza básica, en adición a tarjetas de adultos sin contrato de postpago.

Dado el gran número de observaciones disponibles de viajes a partir de transacciones bip! y georreferenciación de buses, se utiliza una muestra aleatoria del 20 por ciento de las tarjetas filtradas, la cual conserva la proporción de usuarios que viajan en los dos cortes temporales estudiados a través del uso de muestras aleatorias estratificadas.

Este análisis ha mostrado la diferencia entre los usuarios según ingreso de su frecuencia de uso, destacando la dificultad de modelar a los usuarios de menor ingreso (Quintil II), en especial a los de contrato Adulto. Esto en parte, se debe a la baja variabilidad presente entre las variables explicativas, en parte por la procedencia de estos usuarios a una única comuna: Renca.

La evasión contribuye a distorsionar el indicador utilizado para medir el cambio o mantención del comportamiento. Comparando la evasión entre el primer y segundo semestre, no existe una tendencia clara de aumento o disminución entre ambos cortes, por lo que contabilizar la evasión a nivel más desagregado puede ayudar a entender mejor su efecto sobre los viajes/día de los usuarios.

La tasa de motorización en cambio aumenta la propensión a cambiar, pero este efecto se observa en los adultos de los dos Quintiles más altos de ingreso. Otro de los efectos que se incorpora es la localización, encontrándose algunas diferencias para las comunas periféricas dentro de los ingresos más bajos.

Los modelos propuestos permiten tomar medidas sobre las variables que los usuarios consideran relevantes en su decisión de continuar usando el sistema de transporte público o no, lo cual es fundamental para evitar la fuga de los usuarios del transporte público.

## REFERENCIAS

- Agostini, C.A. (2010). Pobreza, desigualdad y segregación en la Región Metropolitana. **Estudios Públicos** 117, pp. 219-268.
- Amaya, M. (2013). **Análisis de patrones de viajes utilizando datos masivos de Transporte Público.** Tesis de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Transporte. Universidad de Chile.

Beltrán P., Cortes, C., Gschwender A., Ibarra R., Munizaga M., Ortega M. y Zúñiga M. (2011). Obtención de información valiosa a partir de datos de Transantiago. **Revista Ingeniería de Transporte 16(2)**, 34-47.

Biblioteca del Congreso Nacional de Chile. (2013) Reportes estadísticos Distritales y Comunales: información actualizada a diciembre de 2012.

Chriqui, C. y Robillard, P. (1975). Common Bus Line, Transportation Science 9, 115-121.

Devillaine, F. (2012). **Estimación de Viajes y Actividades en base a Sistemas Tecnológicos de transporte Público.** Tesis presentada para la obtención del grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Transporte, Universidad de Chile.

Ley de Presupuestos 20.641. Programa: Tarjeta Nacional del estudiante. Miércoles 27 de Abril 2011.

Mineduc (2013). **Presentación Becas y Créditos para la educación superior.**

Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones MTT (2013). **Programa Nacional de Fiscalización.** Memoria Institucional 2011-2013.

Munizaga, M. y Cruzat, R. (2015). **Estimación de zona de residencia con análisis de sensibilidad, trabajo en desarrollo.**

Munizaga, M. y Palma, C. (2012). Estimation of a disaggregate multimodal public transport origin, destination matrix from passive smart card data from Santiago, Chile. **Transportation Research Part C**, 24(12), 9-18.

Muñoz, C. y Muñoz, G. (2013). Desigualdad territorial en el sistema escolar: la urgencia de una reforma estructural a la educación pública en Chile. **Programa Cohesión Territorial para el Desarrollo.**

Núñez, C. (2015). **Cálculo de indicadores de calidad de servicio para el Sistema de Transporte Público de Santiago a partir de Datos Pasivos.** Tesis de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Transporte. Universidad de Chile.