



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**ANÁLISIS DESAGREGADO DEL COMPORTAMIENTO DE USUARIOS DE
TRANSPORTE PÚBLICO UTILIZANDO DATOS MASIVOS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL

MARÍA FRANCISCA CALVO CORTÉS-MONROY

PROFESORA GUÍA:
MARCELA ADRIANA MUNIZAGA MUÑOZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ALEJANDRO AUGUSTO ALDEA SALAZAR
ANTONIO ENRIQUE GSCHWENDER KRAUSE

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por FONDECYT

SANTIAGO DE CHILE

2015

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL
TÍTULO DE: Ingeniera Civil
POR: María Francisca Calvo Cortés-Monroy
FECHA:
PROFESORA GUÍA: Marcela Adriana Munizaga
Muñoz

“Análisis desagregado del comportamiento de usuarios de transporte público utilizando datos masivos”

El presente trabajo busca explicar y modelar la decisión de los usuarios del sistema de transporte Transantiago en cuanto a la estructura de viajes por día, a través del uso de datos pre-procesados de transacciones y georreferenciación de buses.

En primer lugar, se exploran cuatro cortes temporales semanales entre 2011 y 2013, analizando la permanencia de usuarios, comportamiento temporal y preferencia modal entre bus y metro. Se caracteriza a los usuarios según quintil de ingreso estimado a través del ingreso comunal con la estimación de zona de residencia de Amaya (2013), y tipo de tarjeta: adultos y estudiantes de enseñanza básica, media y superior.

Para modelar el comportamiento de los usuarios se utiliza dos cortes temporales semanales de abril y septiembre de 2013, 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 cociente viajes/día dejando cierta holgura por sobre el cociente inicial. Se utiliza variables de calidad de servicio, como tiempo de viaje y espera, transbordos incluyendo o no cambios en líneas de metro, índices de cumplimiento de oferta, tasa de motorización comunal, índices de calidad en ruta y *dummies* de rangos de tiempos de viajes máximos observados para cada usuario y de los tres tipos de estudiante. Se obtiene modelos razonables en todos los casos, excepto en adultos y estudiantes del menor quintil de la muestra, debido a la poca varianza de sus variables explicativas.

Los índices de calidad de servicio y/o cumplimiento de la oferta, resultan relevantes al explicar el cambio de comportamiento en usuarios adultos de todos los ingresos, y en la mayoría de los estudiantes. Se observa efectos de la estructura de viajes; en viajes muy largos o muy cortos, tienden a aumentar la propensión al cambio en la mayoría de los casos. También resultan relevantes el uso relativo de bus y metro, encontrándose que aquellos usuarios que utilizan más el bus, tienen una menor propensión a cambiar. La tasa de motorización aumenta la propensión a cambiar pero sólo se observa en los adultos de los quintiles más altos de ingreso y un tipo de estudiantes. Otro de los efectos incorporados es la localización, encontrándose diferencias de comportamiento para las comunas periféricas.

A Gianfranco.

Agradecimientos

En primer lugar, quisiera agradecer a todas las personas que han enriquecido de alguna manera mi paso por la Universidad de Chile. Es una alegría pertenecer a la misma casa de estudios que vio crecer a grandes personas como Eloísa Díaz, Elena Caffarena y Amanda Labarca.

Gracias a mis abuelos Hilda y Mario por el apoyo y cariño en los momentos en que más lo requerí, y a mi madre Carmen Gloria por la preocupación que siempre tiene en mí.

A mis compañeros de las distintas etapas; mis amigos de los primeros años: Mauricio, Sebastián, Giancarlo, Yanxi, Begoña, Camila y José. A Paola que conocí en los ramos civiles, gracias por los lindos momentos y la bonita amistad. A los transportistas que conocí en los últimos dos años: Néstor, Sergio, Ignacio R., Cristian, Pablo y Tomás, muchas gracias por la simpatía y el compañerismo. También agradezco al “team cafeta” por los momentos de relajación y risas.

Asimismo agradezco la comprensión y guía de la profesora Marcela Munizaga, en especial por su ayuda, buena disposición y paciencia ante mis consultas. Igualmente agradezco a los profesores Alejandro Aldea y Antonio Gschwender por sus valiosos comentarios y revisiones a este trabajo. Gracias también a los profesores de la división de transporte por todos los conocimientos entregados, por desarrollar una disciplina tan bonita y que trasciende a muchas personas. También a los funcionarios de la facultad, en especial a Mónica y Patricia por ser siempre tan atentas y amables.

Además agradezco a los investigadores del proyecto FONDECYT por sus sugerencias semanales en cada reunión, especialmente a Ramón y Raúl por la paciencia ante mis preguntas computacionales y la disponibilidad ante mis requerimientos de información. También a Jacqueline y Richard por los ánimos y la simpatía.

Finalmente, gracias a la persona más especial en mi vida, Gianfranco. Gracias por confiar siempre en mí, por levantarme cuando no lo veía posible y por ser fuente infinita de mis alegrías, gran parte de este trabajo es gracias a ti.

Tabla de contenido

1. Introducción	1
2. Revisión bibliográfica	3
2.1 Uso de tarjetas inteligentes	3
2.2 Análisis de variables de calidad de servicio del transporte público.....	4
2.3 Comportamiento de usuarios y variabilidad de uso de transporte público	6
2.4 Retención de usuarios	10
3. Descripción del caso y bases de datos.....	12
3.1 Procesamiento de datos e información general.....	12
3.1.1 Caso de estudio.....	12
3.1.2 Conceptos relevantes	13
3.2 Indicadores de calidad de servicio	15
3.3 Evasión.....	16
3.4 Metodologías previamente usadas	20
3.4.1 Método de estimación de bajada	20
3.4.2 Método de estimación de zona de residencia	21
3.4.3 Cálculo de indicadores de calidad de servicio.....	23
3.5 Descripción de la base de datos	25
3.6 Análisis de la base de datos	26
3.6.1 Frecuencia de viajes a nivel espacial.....	30
3.6.2 Análisis según tipo de contrato.....	36
4. Metodología y aplicación	46
4.1 Tratamiento de usuarios.....	47
4.2 Tratamiento de variables.....	51
4.3 Tratamiento de índices.....	52
4.4 Modelación	53
4.5 Resultados	55
4.5.1 Modelos para estudiantes.....	55
4.5.2 Modelos para adultos.....	58
5. Conclusiones y comentarios.....	62
Bibliografía.....	65

Índice de Tablas

Tabla 2.1: Descripción Cualitativa de Factores, Antes y Desde el 2010.....	5
Tabla 3.1: Historial de modificaciones tarifarias de Transantiago.....	13
Tabla 3.2: Períodos para Indicadores de Oferta	15
Tabla 3.3: Umbrales de cumplimiento del ICR e ICF.....	16
Tabla 3.4: Umbrales de cumplimiento de ICA e ICV	16
Tabla 3.5: Comunas y servicios según operadores.....	18
Tabla 3.6: Infracciones/Controles según comuna.....	19
Tabla 3.7: Estadísticas de viajes, usuarios frecuentes	28
Tabla 3.8: Análisis de sensibilidad de días y radio para estimación de zona de residencia.....	32
Tabla 3.9: Porcentaje y cantidad de tarjetas según contrato adulto, cuatro cortes temporales.....	37
Tabla 3.10: Porcentaje y cantidad de tarjetas según contrato estudiante y cambio de contrato, cuatro cortes temporales	37
Tabla 4.1: Quintiles de ingreso de 2013	47
Tabla 4.2: Cambios de contrato entre Abril y Septiembre 2013	50
Tabla 4.3: Cantidad de usuarios por tipo de tarjeta y quintil.....	51
Tabla 4.4: Atributos eliminados de Indicadores de Calidad en Ruta	52
Tabla 4.5: Valores mínimos de rho-cuadrado según particiones de mercado.....	54
Tabla 4.6: Modelos para Estudiantes de Quinto quintil	55
Tabla 4.7: Modelo estudiantes Cuarto Quintil.....	56
Tabla 4.8: Modelo estudiantes Tercer Quintil.....	57
Tabla 4.9: Modelo estudiantes Segundo Quintil	58
Tabla 4.10: Modelo Adultos Quinto Quintil	59
Tabla 4.11: Modelo Adultos Cuarto Quintil.....	60
Tabla 4.12: Modelo Adultos Tercer Quintil	61

Índice de Figuras

Figura 1: Diagrama de distribución de subidas durante el año en cada estación de Metro.....	9
Figura 2: Evasión por Unidad de Negocio, Abril-Septiembre 2013	17
Figura 3: Zonificación EOD 2001 y características relevantes.	22
Figura 4: Representación de modo de estimación de zona de residencia. a) Esquema de ubicación del hogar y transacciones, b) Información observada y radio de circunferencia.	23
Figura 5: Distribución tarjetas totales y frecuentes.	27
Figura 6: Distribución de Tarjetas según Número de viajes a la semana.....	27
Figura 7: Usuarios frecuentes según corte temporal y días viajados a la semana.....	28
Figura 8: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2011.....	28
Figura 9: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2012.....	29
Figura 10: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2013.....	29
Figura 11: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Septiembre 2013	29
Figura 12: Permanencia de Tarjetas en cortes temporales.	30
Figura 13: Ingreso promedio de hogar año 2011, según comuna.....	31
Figura 14: Ingreso monetario promedio de hogar 2011, según Macrozona.....	31
Figura 15: Índice de Gini comunal, año 2003	32
Figura 16: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2011	33
Figura 17: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2012	33
Figura 18: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2013	34
Figura 19: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, Septiembre 2013	34
Figura 20: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte abril 2012	35
Figura 21: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte abril 2013	35
Figura 22: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte septiembre 2013.....	36
Figura 23: Porcentaje de etapas realizadas en metro según tipo de contrato, Abril 2011	38
Figura 24: Porcentaje de etapas realizadas en metro según tipo de contrato, Abril 2012.....	39
Figura 25: Porcentaje de etapas realizadas en metro según tipo de contrato, Abril 2013	39
Figura 26: Porcentaje de etapas realizada en metro según tipo de contrato, Septiembre 2013.....	39
Figura 27: Tarjetas por total contrato según viajes a la semana Abril 2011(izquierda) y Abril 2012(derecha), escolares y adultos.....	40
Figura 28: Tarjetas por total contrato según viajes a la semana Abril 2013(izquierda) y Septiembre 2013(derecha), escolares y adultos.....	40
Figura 29: Tarjetas según viajes a la semana Abril 2011 (izquierda) y Abril 2012 (derecha) desagregación estudiantes.....	41
Figura 30: Tarjetas según viajes a la semana Abril 2013, desagregación estudiantes	41
Figura 31: Permanencia de usuarios frecuentes en cortes temporales anteriores.....	42
Figura 32: Viajes cada media hora, corte Abril 2011.....	43

Figura 33: Viajes cada media hora, corte Abril 2012.....	44
Figura 34: Viajes cada media hora, corte Abril 2013.....	44
Figura 35: Viajes cada media hora, corte Septiembre 2013	44
Figura 36: Patrones de viajes/total de contrato en Abril 2011, Estudiantes en práctica y Superior Diurno.....	45
Figura 37: Patrones de viajes/total de contrato en Abril 2013, Postpago 2 y Valor.....	45
Figura 38: Comunas según quintil de ingreso	47
Figura 39: Resumen cambio de comunas e ingreso, Abril y Septiembre 2013.....	49
Figura 40: Tarjetas según Máximo de etapas sin estimar, Usuarios Frecuentes Abril 2013.....	50

Capítulo 1

Introducción

El uso de tecnologías inteligentes en la recaudación y seguimiento vehicular de Transantiago, el sistema de transporte público de Santiago, ha permitido estudiar información relacionada a los viajes de los usuarios, tanto en Metro como en buses. Dentro de estos estudios se pueden destacar la estimación de matrices Origen-Destino OD (Munizaga y Palma, 2012), estimación de la zona de residencia (Amaya, 2013), identificación de viajes y sus propósitos (Devilleine, 2012), entre otros. Este tipo de información, en conjunto con encuestas y estudios de percepción de los viajes para los usuarios, puede complementarse para reconocer el comportamiento de ellos y obtener sus razones de cambio de modo. A partir de la correcta gestión de las variables de calidad de servicio se puede evitar el decrecimiento en la frecuencia de uso del transporte público, y aún más importante, evitar que estos usuarios prefieran utilizar el automóvil por sobre el transporte público.

El estudio de la fuga de usuarios del transporte público es de vital importancia por la posibilidad de tomar medidas que permitan un uso eficiente del espacio urbano, evitando el círculo vicioso del transporte público, es decir, el efecto producido por el aumento de uso del auto que provoca una disminución en la demanda de transporte público y mayor congestión, por consiguiente una reducción de frecuencias de buses, un incremento de costos de operación de buses y un aumento tarifario, lo que conlleva un incentivo de uso del automóvil, completando el círculo.

Una evolución hacia un sistema de transporte con mayor participación del transporte público a costa de una disminución en la participación modal del automóvil entrega la posibilidad de mejorar la frecuencia de los buses; densificar la red de servicios, con el fin de poder entregar una oferta de transporte en pares origen destino más diversificada; obtener mayores ingresos tarifarios, que pueden estar vinculados a otorgar una mejor calidad de servicio al usuario a través de inversiones en los buses; disminuir la emisión de contaminantes y ruido en la ciudad; disminuir los costos totales de transporte para volúmenes altos de pasajeros; entre otros. Además, la mejora del transporte público entrega la posibilidad de transportarse a usuarios que no tienen otra disponibilidad modal entre ciertos pares OD.

El objetivo general de esta memoria es analizar el comportamiento de los usuarios frecuentes de transporte público, revelado a través de información de viajes, etapas e información operacional de servicios de Transantiago, para luego desarrollar un modelo econométrico que intente explicar el cambio de comportamiento de los usuarios frecuentes en función de variables como tiempo de viaje, tiempo de espera, rangos de tiempo viajados según modo y tasa de motorización comunal.

Entre los objetivos secundarios destacan los siguientes:

- Analizar y describir la frecuencia de uso y las características de los viajes que realizan los distintos usuarios de transporte público.
- Identificar la diferencia de comportamiento entre los distintos tipos de usuarios según ingreso estimado y/o tipo de tarjeta (adulto/estudiante), utilizando diversos cortes temporales.
- Estudiar las posibles razones por las que los usuarios de transporte público abandonan o disminuyen la frecuencia de uso de transporte público.

El segundo capítulo consta de la revisión bibliográfica, donde se relata la evolución del uso de las tarjetas inteligentes en el tiempo, se detallan variables de calidad de servicio de Transantiago y los cambios que ha sufrido desde su implementación, se describe el estado del arte del estudio de comportamiento de usuarios de Transporte Público y la variabilidad de su uso, y finalmente la retención de usuarios de Transporte Público. En el tercer capítulo se presenta la descripción de los datos, caracterizando la base disponible, el caso en estudio, los conceptos relevantes a utilizar, las metodologías previamente empleadas en los datos y finalmente, analizando desagregadamente a los usuarios y su comportamiento. En el cuarto capítulo se describe la metodología de extracción de la muestra, en conjunto con sus consideraciones, la posterior aplicación del modelo econométrico y los resultados de la modelación con su correspondiente análisis. Finalmente, el último capítulo muestra las conclusiones y las líneas de investigación futuras.

Capítulo 2

Revisión Bibliográfica

Las tarjetas inteligentes en conjunto con sistemas de posicionamiento global de buses de transporte público, han entregado grandes bases de datos e información útil para su posterior procesamiento y análisis, utilizando diferentes metodologías según el propósito de estudio.

La siguiente revisión bibliográfica se divide en cuatro categorías: uso de tarjetas inteligentes, en la cual se contextualizan como herramientas para estudiar distintos niveles de profundización del estudio del transporte; análisis de variables de calidad de servicio del transporte público, donde se estudian y detallan distintas características del transporte público a partir de información entregada por datos masivos, estudio del comportamiento de usuario y variabilidad de uso de transporte público, donde se enfatizan el sistema de transporte público urbano Transantiago, y finalmente retención de usuarios.

2.1 Uso de tarjetas inteligentes

Actualmente, las agencias de transporte se han interesado en esta tecnología de pago de tarifa para reemplazar las tarjetas tradicionales magnéticas o los boletos, principalmente por ser percibidos como un método seguro de validación y pago, permitir una mejor conducción del chofer, mejorar la calidad de los datos y entregar la posibilidad de una estructuración flexible de tarifas diferenciadas según zonas y/o integradas, es decir permitiendo transbordos gratuitos o rebajados.

Uno de los primeros estudios de la utilidad del uso de tarjetas inteligentes en el transporte público (Bagchi y White, 2005), corresponde a la justificación de su potencial en la planificación de transporte basándose en los datos que puede otorgar como información espacial de subidas, potencialidad de los datos para estimar el lugar de bajada, información temporal y estructural como fecha, hora de viaje, modo y servicio utilizados, información del tipo de usuario, es decir, si se trata de un estudiante o no y, por último, información de la compra, como la tarifa y el lugar de compra para realizar el viaje. Como limitaciones de información y posteriores temas de investigación, destacan el propósito del viaje, percepción y satisfacción del cliente, en conjunto con datos de transporte privado y usuarios de transporte público que no utilizan tarjetas inteligentes.

En otro trabajo (Pelletier et al, 2011) efectúan una revisión del uso de estas tarjetas en el transporte público y lo clasifican en tres categorías: nivel estratégico, que corresponde a la planificación de la red en el largo plazo, análisis del comportamiento del usuario, validación con encuestas de viajes, estudio de políticas tarifarias y pronóstico de demanda; nivel táctico que se

basa en la planificación y el estudio de los patrones de viaje individuales; y estudios de nivel operacional, relacionados a indicadores de oferta y demanda, reconstrucción de viajes identificando paraderos de bajada, determinar consistencia de patrones de viajes, detectar variabilidad de uso de rutas y paraderos específicos. En particular, en este paper se busca enfatizar el nivel estratégico y táctico. Además en su estudio detallan las características de las tarjetas inteligentes, estándares de compatibilidad, la evolución de su tecnología, sus ventajas y desventajas; y por último las aplicaciones comerciales de las tarjetas inteligentes usadas en el transporte público.

Posteriormente, se destaca la complementariedad de información que otorgan las tarjetas inteligentes a las encuestas de viajes diarios y demografía (Riegel y Attanucci, 2013). Estudian datos obtenidos durante un año a partir de la tarjeta electrónica Oyster en Londres para complementar y validar los viajes diarios de las respuestas de la encuesta de Demanda de Viajes realizada en esta misma ciudad, con el fin de mejorar la planificación y la modelación del transporte. Concluyen que el uso de estas herramientas permite entender la variabilidad semanal del uso del transporte público, sin embargo, señalan la dificultad de contrastar los resultados de ambas fuentes, pues sólo el 44% de las etapas de la muestra coincidía con las etapas de las tarjetas, por lo que sugieren estudiar nuevas metodologías para el estudio de patrones de viajes e incluir aplicaciones de Smartphones.

Es de especial importancia para esta memoria el estudio de la inferencia de propósito de viajes (Lee y Hickman, 2014). Ellos utilizan supuestos de continuidad entre el destino y origen de viajes consecutivos además de la primera y última transacción del día, supuestos de cercanía de paraderos al lugar de trabajo o estudio, patrones de viajes, información de uso de suelo e información de tránsito obtenida a partir de Google's General Transit Feed Specification (GTFS), y la duración estimada de actividades. Usan reglas heurísticas y de comportamiento para obtener grupos de datos y luego con una técnica de clasificación basada en un árbol de decisiones logran obtener propósitos de viajes desagregados en categorías según trabajo, hogar y otros, basados en el hogar o no.

2.2 Análisis de variables de calidad de servicio del transporte público

Arellana et al (2014) utilizan información de GPS en vehículo y herramientas GIS basadas en la red estudiada para estudiar medidas de nivel de servicio en el sistema Transantiago para distintos niveles de agregación temporal y espacial. Esta información es relevante para los operadores de transporte pues requieren información del nivel de servicio en tiempo real para aplicar estrategias de control como holding, salto de estaciones y límites de subida; planificadores de transporte requieren esta información para decidir sobre tamaño de flota y rutas de vehículos; mientras que los usuarios del transporte público toman sus decisiones basadas en experiencia pasada e información de viaje y tiempos de espera entregados por niveles de calidad de servicio

previos. Dividen el trabajo en seis etapas: limpieza de datos, definición y cálculo de distancia de rutas, asignación de rutas a patentes, asignación de información, predicción de llegada a paraderos, y finalmente generación de niveles de servicio, agregación de información y reporte.

Posteriormente, Beltrán y Palma (2012) estudian la evolución operacional de las variables de servicio de Transantiago antes, durante y después de su implementación y cómo son percibidas por los usuarios en cuatro cortes temporales, consolidados de indicadores de operación y el Tracking Calidad de Servicio de Transantiago (Collect Gfk, 2012). Estudian la evolución de características de Transantiago, como la cantidad de servicios, kilómetros por servicio, cantidad de buses, plazas del sistema, kilómetros comerciales, indicadores de cumplimiento de oferta, evolución de la demanda; indicadores operacionales, evolución de costos y el factor más importante a destacar: la satisfacción de usuarios. En cuanto a este último, dividen su análisis en los periodos previo, caracterizado por una tendencia alcista en la evaluación de gestión gubernamental y satisfacción de usuarios, y posterior al primer semestre de 2010, en el que se observa un decaimiento en ambas evaluaciones. En un análisis cualitativo, enumeran los factores que inciden en la experiencia de viaje del usuario y los comparan según los dos cortes temporales, como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 2.1: Descripción Cualitativa de Factores, Antes y Desde el 2010

FACTORES	ANTES DEL 1° SEMESTRE DE 2010	DESDE EL 1° SEMESTRE DE 2010
Cantidad de Servicios	Incremento permanente, con modificaciones relevantes	Incremento permanente, sin modificaciones relevantes
Buses	Fuerte incremento permanente, desde 5.600 a 6.500	Reducción permanente, desde 6.650 a 6.160
Buses Equivalentes	Fuerte incremento permanente, desde 6.780 a 8.230	Reducción permanente, desde 8.300 a 8.130
Plazas del Sistema	Incremento permanente, desde 523mil a 590mil	Incremento Neto, desde 590mil a 605mil
Km Comerciales	Fuerte incremento permanente, desde 32millones a 43millones	Reducción permanente, desde 43 a 40 millones
Indicadores de Control	Creación permanente y mayores	Reducción neta de exigencia, con periodos de mayor control
Indicador Cumplimiento	Alza sostenida	Reducción Neta
Demanda Validaciones	Leve incremento	Leve reducción
Evasión	Estable entorno al 15%	Creciente y llegando al 25%
Demanda "etapas"	Tendencia creciente	Crece y luego decrece
IPK Real	Leve incremento	Leve caída
Tarifas	Estables y baja alza, 20\$ en total	Constante alza, 180\$ en total
Costo Promedio por Validación	Estable	En constante alza
Tiempos de Viaje en Puntas	Reducción permanente	Leve incremento
Tiempos de Espera en Puntas	Reducción permanente	Incremento

Fuente: Beltrán y Palma (2012)

Concluyen que los factores contribuyentes a la tendencia negativa de la evaluación del usuario a partir del primer semestre de 2010 se deben al mayor tiempo de viaje por el incremento en tiempos de espera al disminuir la oferta y las frecuencias producto de la disminución de

circulación de buses y el peor control de los índices de cumplimiento de oferta. Además destacan la elasticidad precio para explicar la fuga de clientes y aumento de evasión.

Por otro lado, explican la tendencia positiva de evaluación hasta el primer semestre de 2010 por la implementación de mejoras operacionales controlando el costo medio de validación, de modo que se mejoraba el servicio con más oferta y menores ingresos a concesionarios por el mayor control, y así el aumento de los costos totales iba acompañado de mayores validaciones.

2.3 Comportamiento de usuarios y variabilidad de uso de transporte público

Uno de los primeros estudios reportados sobre las causas de insatisfacción de los usuarios de transporte público fue realizado por Edvarsson (1998) en Gotemburgo, Suecia, a través del Método de Incidentes Críticos, que clasifica las quejas recibidas por usuarios a través de entrevistas, por escrito y a partir de entrevistas a conductores. A pesar de la baja cantidad de encuestas y entrevistas procesadas, observa similitudes en las razones que más impactan en la percepción del transporte público, que corresponden al trato del conductor, cumplimiento de la frecuencia e información entregada al usuario. Destaca el desconocimiento de los conductores sobre las causas de insatisfacción de los usuarios y de su impacto en la calidad del servicio percibida.

El principal énfasis en el estudio de los usuarios de transporte público ha sido entender el comportamiento y estudiar las características de los modos de transporte que utilizan. En un principio la importancia se focalizaba en el estudio de la regularidad de viajes, incluyendo variables temporales y estacionales. Debido a la existencia de distintos tipos de información disponible según los modos de transporte público y el tipo de tarificación (fija o dependiente de la distancia), se han utilizado diferentes técnicas para estudiar la regularidad espacial y temporal. En el caso de Bryan y Blythe (2007), se limitan a estudiar frecuencia de uso de paraderos en cuanto a número y porcentaje de transacciones, mientras que Chu y Chapleau (2008), quienes sólo poseen información de la transacción de subida, muestran la distribución geográfica del total de transacciones de un día y la distribución de los tiempos de transferencia, definidos como la diferencia entre el tiempo de bajada estimado de una transacción y el tiempo de subida del mismo viaje. Por otro lado, Ma, et al (2013) estudian técnicas de Data Mining en tarjetas inteligentes de Beijing, donde se almacenan dos tipos de transacciones en buses: con validación del pasajero al descenso y subida del bus, y con validación sólo a la salida. A partir de la creación de cadenas de viajes se pueden estimar éstos con mayor precisión, y luego estudiar la regularidad temporal y espacial de la primera y última transacción del día.

La primera aproximación al estudio del comportamiento de los usuarios de transporte público usando tarjetas inteligentes fue desarrollada por Morency, et al (2006) quienes estudiaron la variabilidad del comportamiento de usuarios según dos tipos de tarjeta, usando técnicas de Data

Mining para clasificar los días según hora de embarque. Ellos entregan la primera noción de regularidad espacial, que definen como la cantidad de paraderos usados en un periodo continuo de tiempo, observando estacionalidad y mayor variabilidad a medida que aumenta el periodo de estudio; mientras que la regularidad espacio-temporal la estudian para una tarjeta por tipo, usada los 277 días en estudio, observando la cantidad de subidas efectuadas por día. Finalmente, estudian la distribución de tarjetas según la proporción de días que es utilizada, la hora de subida y el número de subidas según día de la semana, para entregar nociones de regularidad temporal.

Posteriormente Morency, et al. (2007) utilizan datos de 10 meses para agrupar en clústeres los datos de día, hora, paradero y tipo de tarjeta con el fin de estudiar la variabilidad espacial y temporal. La variabilidad espacial la obtienen contabilizando las transacciones acumulativas realizadas en nuevos paraderos según tipo de usuario, y la variabilidad temporal caracterizando las horas de subida promedio de cada tipo de clúster, observando tendencias según tipo de tarjeta de horarios de transacciones.

Por otra parte, Bryan y Blythe (2007) trabajan sobre una base limitada de 13.000 transacciones de usuarios en 8 redes de buses de tres grupos concesionados de usuarios: mayores de edad, discapacitados y escolares. Usando información de las tarjetas inteligentes y de un SIG asociado a la zona en estudio, determinaron el porcentaje de transacciones correspondientes a cada tipo de tarjeta, encontrando que los adultos mayores tenían un mayor porcentaje de transacciones sobre el total, pero una irregularidad de transacciones por la disponibilidad de otros modos de transporte, que el resto de los usuarios en estudio no tienen. El número de transacciones promedio de cada tarjeta según tipo resulta ser mayor para escolares, lo cual parece razonable por la obligatoriedad de la enseñanza básica y el periodo en estudio. Incluyen además un estudio de la frecuencia de uso de cada paradero por los usuarios discapacitados y el número de transacciones por hora en cada punto de abordaje. Este estudio introduce los conceptos de regularidad espacial y temporal de los usuarios, sin embargo, cuenta con una base de datos muy reducida y carece de un método de estimación de bajada para construir las cadenas de viajes.

Agard et. al (2006) introducen las técnicas de Data Mining en el estudio de compartamiento de usuarios, en particular utilizan la técnica de K-means y su resultado como input para usar Hierarchical Ascending Clustering Method (HAC) para agrupar en cuatro *clusters* comportamientos similares de viaje usando grupos de datos con información de tipo de tarjeta, día de la semana, semana y período de transacción. Con esta clasificación estudian la variabilidad de composición de tipo de tarjeta por semanas y en total, y las características más recurrentes en cada agrupación. Posteriormente Agard et. al (2008) destacan la utilidad de desagregar tales resultados para obtener patrones individuales e incluso crear mapas de variabilidad de comportamiento de clústeres.

Chakirov y Erath (2011) analizan el comportamiento durante un día completo de la actividad en transporte público, que incluye Tren Ligero, Metro y Bus e investigan el comportamiento temporal y espacial de los usuarios, incluyendo elección modal entre siete modos que no corresponden al transporte público integrado por la tarjeta, además de la caracterización del

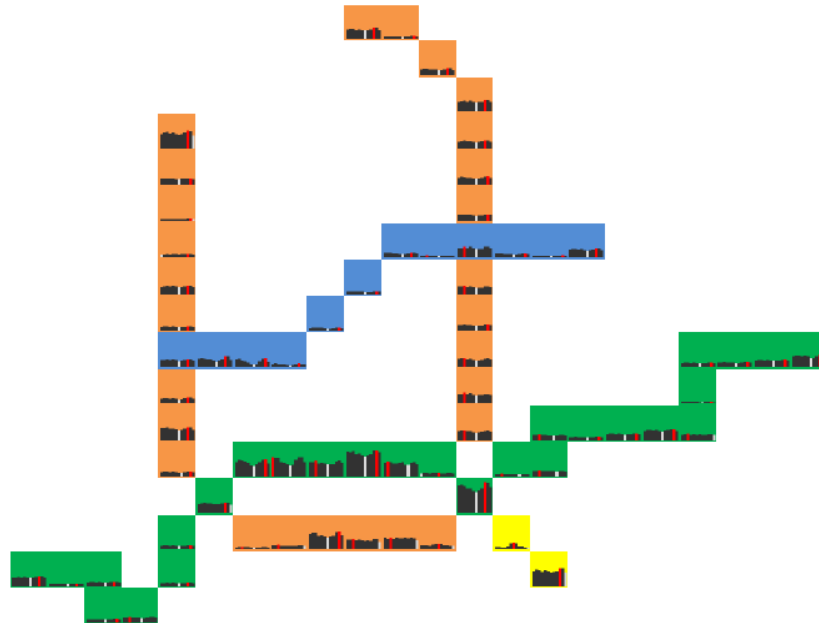
sistema de transporte, en cuanto a tiempo de espera y viaje. A pesar de que la modalidad de uso de la tarjeta inteligente dista del caso de Transantiago por la obligatoriedad de la validación al inicio y al final del viaje, es interesante su estudio por las conclusiones que obtienen del valor que los pasajeros asignan a obtener un asiento en Metro y en el Tren Ligerero, cercano a 10 minutos adicionales de tiempo de viajes en el vehículo, entregando una aproximación de la importancia otorgada al hacinamiento y la comodidad del viaje por parte del usuario.

Además, incluyen información de Household Interview Travel Survey (HITS), entrevista de viajes de ocupantes de un hogar, para entregar resultados de la partición modal estimada y el uso de estos modos para el primer y último viaje del día, entre los siete modos distintos a transporte público estudiados: pasajero, bus privado, taxi, conductor, caminata superior a un kilómetro, bicicleta y no conocido.

Paralelamente, Lee y Hickman (2011) utilizan información de GPS y tarjetas inteligentes para estimar los lugares de bajada de transacciones, que luego corroboran a través del uso de Automated Passenger Count with Vehicle Location (APC/VL). Su metodología se basa en relacionar las ID de vehículos con la ruta definida por las transacciones, encontrar el número de viaje asociado a la transacción y calcular las distancias a los paraderos que son utilizados, para obtener como resultado el de menor distancia. Usando esta metodología estudian diversos comportamientos de los usuarios frecuentes, o con más de una transacción al día durante todos los días laborales; éstos son la frecuencia de uso según tipo de tarjeta, número de transacciones por día, duración de viajes, número de transacciones según hora y la relación del uso espacial de paraderos con la tarifa pagada según día de la semana.

Estudios posteriores permitieron incluir periodos mayores de estudio para reconocer patrones de viajes y segmentar a los usuarios según la regularidad temporal y espacial de sus viajes. Tal es el caso de Chu (2013), quien caracteriza el servicio de transporte público en el llamado Gran Montreal, Canadá, caracterizado por el sistema multimodal (modos bus, metro y tren de cercanía) y multi-operador (16 operadores) que utiliza tarjetas inteligentes para la validación. Estas tarjetas tienen diferentes tipos de tarifa dependiendo del periodo de utilización; para su uso a largo plazo, como pases anuales o mensuales y para uso de corto plazo, como pases diarios o semanales. Utilizan Productos Tarifarios definidos como un grupo de parámetros para controlar las validaciones, que son agregados en tipo de tarifa y categoría de tarifa, la cual depende del tipo de usuario. Estudian el número de subidas en cuatro redes según tipo y categoría de tarifa para los distintos meses y semanas del año, incluso desagregando este análisis por estación de Metro, como se muestra en la Figura 1. También realizan un análisis de sección cruzada de variabilidad de transacciones de subida por día de la semana entre los modos Bus y Metro, utilizando diagramas según horario, calculando el coeficiente de variación, proporción de usuarios con tarifa regular, número de variaciones mayores al 120% con respecto a la media y comparando la distribución de viajes de los estudiantes que conforman un gran porcentaje de los viajes totales. Además estudian la frecuencia diaria y mensual medida según el índice de actividad, o proporción de primeras subidas sobre el número de pasajes vendidos.

Figura 1: Diagrama de distribución de subidas durante el año en cada estación de Metro.



Fuente: Ka Kee (2013)

También utilizan un extenso periodo temporal Kieu et al (2013) quienes a través de Data Mining utilizan el algoritmo Density-based Spatial Clustering of Application with Noise (DBSCAN), el cual identifica los pares Origen-Destino que son más regularmente visitados y los horarios en que más frecuentemente viajan los usuarios. Este algoritmo define clusters según regiones densas, separadas por zonas con menor densidad de datos. Su utilidad radica en su alto rendimiento computacional, la posibilidad de utilizarlo sin conocer previamente la cantidad de clusters y el uso exclusivo de dos parámetros: radial ϵ y de número de puntos MinPts. Los clusters son contruidos a partir de la unión de puntos (en este caso, datos de transacciones) que tienen una distancia radial menor a ϵ , y que tienen como mínimo MinPts observaciones. Los datos con radios mayores a ϵ corresponden a ruido, y no son clasificados. La clasificación de regularidad espacial para determinar los pares OD más recurrentes la realizan en dos etapas independientes en cuanto a los resultados entregados, donde la primera de ellas corresponde a un estudio según paraderos de descenso y el segundo a paraderos de subida. Además realizan un análisis a priori del mercado de los usuarios de transporte, basado en las caracterizaciones de regularidad temporal y espacial, resultando en una clasificación de los usuarios en cuatro grupos.

Por otro lado, Ma et al (2013) perfeccionan el método anterior, mejorando su eficiencia y efectividad para modelar patrones de viaje y regularidad de los usuarios de transporte público en Beijing, China. Utilizan una metodología de cuatro pasos:

- Generación de la cadena de viajes: usando reglas espacio-temporales.
- Reconocimiento de patrones de viajes individuales: basándose en las cadenas de viajes y algoritmo DBSCAN, estudian las características de los clusters: número de días viajados,

primeros tiempos de subida, secuencias de rutas similares, secuencias de paradas ID similares.

- Clustering de niveles de regularidad: Utiliza el algoritmo de K-means++ para obtener un mínimo global de la suma de los cuadrados de distancia entre clusters.
- Mejora el rendimiento de los métodos usando Rough Set Theory.

Por su parte, Amaya (2013) estudia el comportamiento de viaje sistemático y conductas recurrentes de los usuarios de transporte público en Santiago, a través del análisis de datos de cinco cortes temporales de una semana, y el estudio de datos en búsqueda de diferencias de comportamiento entre zonas de la ciudad para un mismo corte temporal. Ocupa además el método de estimación de bajada de una transacción en modo bus desarrollado por Munizaga y Palma (2012), basado en observar la siguiente transacción y estimar el punto de bajada más cercano a tal transacción; y el método de estimación de propósito de viaje desarrollado por Devillaine (2012) que busca distinguir viajes y actividades basándose en condiciones espaciales, temporales y patrones de conducta. Idea una metodología de estimación de zona de residencia útil para entregar información socioeconómica del usuario y estudiar esta variable en los patrones de viajes. Estudia independientemente la tarjeta estudiante, por su diferencia de distribución y frecuencia de viajes. Estudia además el tiempo de viaje en vehículo y transbordo por zona de residencia, la variabilidad entre dos semanas de viaje separadas por un año, encontrando que los usuarios que aumentan el uso del transporte público son menos que quienes lo disminuyen. Obtiene perfiles de uso de tiempo según Macrozonas entre días de semana. Concluye que la mayoría de las tarjetas no viajan frecuentemente y no se conoce su regularidad de viaje y comportamiento, por lo que recomienda observar lapsos mayores a los estudiados de siete días en usuarios frecuentes de transporte público. Este trabajo es la principal base de la presente memoria, dado el análisis previo de la fuente de datos a utilizar, la metodología desarrollada para analizar los patrones de los usuarios y los resultados obtenidos.

2.4 Retención de usuarios

Las firmas que operan en mercados competitivos han estudiado profundamente el tema de retención de usuarios y fuga de clientes, como es el caso de la industria de seguros estudiada por Smith et al (2000). Ellos clasifican a los usuarios de pólizas de seguro según su probabilidad de renovar o no su seguro según un software que utiliza conjuntamente técnicas de redes neuronales, regresiones, clustering y árboles de decisión; luego clasifican los patrones de retención de usuarios identificando aquellos con mayor riesgo de fuga, según indicadores de frecuencia y prima de riesgo. Este estudio conforma la base conceptual de los estudios de retención de usuarios, pues entrega las herramientas econométricas para clasificar usuarios y fundamentos para estudiar la fuga de ellos según las variables del sistema en estudio.

Bass (2010) estudia la fuga de pasajeros de transporte público con la creación de un modelo MNL jerárquico modificado, introduciendo el efecto temporal para el abandono de usuarios

desde el transporte público a modos alternativos en periodos consecutivos. Este estudio utiliza datos de trabajadores de la Pontificia Universidad Católica, a partir de información del Panel de Santiago de Mansilla (2008) y Yañez (2008) de cuatro olas divididas temporalmente; en el sistema antiguo de Microbuses Amarillos y tras tres, diez y veinte meses después de implementado Transantiago. Además se incluyó información de satisfacción, calidad de servicio y evasión de los modos bus y metro. Obtiene una relación abandono-evasión-ingreso, donde las zonas con mayor abandono corresponden a las de mayores ingresos, con mejores índices de servicio y menor evasión del pago de la tarifa; mientras que las zonas con menores ingresos tienen mayores grados de evasión y se producen menos abandonos. Además concluye que el abandono depende del tipo de usuario y las características del sistema de transporte.

Capítulo 3

Descripción del caso y bases de datos

A continuación se detalla el marco del estudio, es decir, el sistema de transporte público Transantiago, la información disponible y procesada previamente por distintos autores para realizar el presente trabajo. En particular, se describen definiciones que ayudan a comprender el sistema de funcionamiento y ciertas limitaciones a la hora de reconocer el lugar de término de los viajes; la metodología de estimación de bajada y la metodología de zona de residencia.

3.1 Procesamiento de datos e información general

3.1.1 Caso de estudio

En la presente memoria se estudia el Sistema de Transporte Público Transantiago, implementado en Santiago de Chile el 2007 en reemplazo del antiguo sistema licitado de microbuses. A diferencia de este último, utiliza un sistema integrado tarifario de metro y buses a través de la tarjeta inteligente bip!, la cual presenta una penetración del 97% (Beltrán, et al. 2011).

El mecanismo de pago se realiza exclusivamente al abordar el servicio, ya sea acercando la tarjeta a validadores dentro del bus o zonas pagas (paraderos en un lugar limitado disponible para realizar la transacción antes de abordar) en el caso de servicios de buses; o bien a validadores dentro de la estación en caso de Metro. El lugar de bajada se obtiene a partir de información de transacciones y datos entregados de los GPS instalados en cada bus con la Metodología de Estimación de bajada detallada posteriormente en el presente capítulo.

El sistema funciona bajo la integración tarifaria entre los servicios de metro y bus, es decir, en cada transbordo el usuario debe acercar su tarjeta inteligente al validador y se descuenta la diferencia de tarifa en caso de trasbordar a un modo más costoso. El sistema permite realizar dos transbordos ya sea en metro o en buses, salvo la revalidación en el modo metro o la misma línea de bus, en cuyo caso se vuelve a cobrar la tarifa.

Otro factor relevante a contabilizar es la realización de dos transacciones al mismo validador dentro de cinco minutos luego de la primera transacción. Éstos se contabilizan como dos pagos, y se deben al pago de la tarifa de un tercero, que puede no poseer tarjeta bip! o bien no poseer carga en ella.

Los usuarios que acceden a tarifa reducida corresponden a estudiantes de enseñanza media y superior, mientras que los estudiantes de enseñanza básica cuentan con tarifa liberada, aunque un sistema de validación distinto: entre primero y cuarto básico no validan, mientras que los

estudiantes entre quinto y octavo básico deben portar y validar su tarjeta, aunque en la práctica existe poca fiscalización de este deber, por lo que la información de la base de datos de transacciones contiene menos usuarios que aquellos que efectivamente viajan. El historial de tarifas en los años de los cortes temporales estudiados se muestra a continuación, donde se destacan las tarifas válidas en cada corte.

Tabla 3.1: Historial de modificaciones tarifarias de Transantiago

Fecha de implementación tarifaria	Tarifa Metro [\$]			Tarifa Escolar y Tercera Edad* [\$]	Tarifa Buses [\$]
	Horario punta	Horario valle	Horario bajo		
10-02-2007	420	380	-	130	380
12-02-2009	460	400	380	130	400
27-03-2010	470	410	390	130	410
17-04-2010	490	430	410	140	430
17-05-2010	510	450	430	150	450
17-06-2010	560	500	460	160	480
17-07-2010	580	520	480	160	500
17-01-2011	600	540	490	170	520
21-02-2011	620	560	510	180	540
31-07-2011	630	570	520	180	550
26-11-2011	640	580	530	180	560
31-01-2012	660	600	550	190	580
31-05-2012	670	610	560	190	590
01-11-2013	680	620	570	200	600

* Para usuarios de tercera edad la tarifa es válida en horario valle o bajo en días hábiles, mientras que en horario punta y se mantiene tarifa normal. Sábados, domingos y festivos se mantiene la tarifa reducida. Esto es válido sólo en Metro, pues en buses deben validar y pagar tarifa completa en todo horario.

Fuente: Informe de gestión del DTPM (2013).

Los usuarios de tercera edad pueden inscribirse para acceder a tarifa reducida a través de boletos en las estaciones de metro los días sábado, domingo o bien horario valle y bajo en días hábiles, por lo que no se registran sus transacciones en tales casos. Por otro lado, en servicios de buses y horario punta de metro las tarjetas no se distinguen de las correspondientes a Adulto. Esto cobra relevancia en el análisis posterior por tipo de tarjeta, ya que no es posible distinguir a la tercera edad del resto de los adultos.

3.1.2 Conceptos relevantes

Entre las definiciones relevantes para el estudio destaca la noción de etapa, que consiste en el tramo del viaje de un usuario considerado entre el abordaje a un vehículo de transporte y la bajada de éste, contabilizando la componente temporal y geográfica.

Sin embargo, esta definición varía si se considera el modo metro, pues al realizar combinaciones entre líneas no se realiza un pago ni se deja un registro de tal operación. Es por esto que se considera una sola etapa si el usuario realiza transbordos entre líneas de metro sin abandonar las estaciones. Sin embargo, posteriormente se utiliza en la modelación las etapas

contabilizando aquellos intercambios en líneas de metro, estimadas como la cantidad de etapas de la ruta mínima que une las estaciones de origen observado y destino estimado.

Se asume que cada persona utiliza una sola tarjeta, o bien el efecto de compartir la tarjeta bip! se cancela cuando los usuarios tienen más de una. Este supuesto se fundamenta en parte por la condición de tarjetas intransferibles de tarjetas estudiantes y de adulto personalizable. Un caso particular de estas últimas corresponden a las tarjetas bancarias: de Banco Chile, BCI, Banco Estado y Santander.

Las tarjetas de adultos corresponden a cuatro categorías: Valor y Contratos de Postpago 2, 3 y 9. Aquellas de contrato Valor presentan un mayor uso, cuyo funcionamiento y carga no difiere de las tarjetas estudiantes. Las tarjetas con contrato de Postpago, como la CMR Falabella luego de activarla, permiten realizar hasta ocho viajes diarios que se cancelarán a fin de mes. En caso de realizar más viajes diarios se debe cargar como es habitual en el resto de las tarjetas.

Las tarjetas con Postpago 2 corresponden a las CMR Falabella. Aquellas de Postpago 3 son CMR Mandato, consistentes en tarjetas CMR obsoletas, de las cuales se observó en cada corte temporal solamente una de ellas. Finalmente, las tarjetas Postpago 9 corresponden a un tipo especial del Administrador Financiero de Transantiago AFT.

Las tarjetas de tipo estudiante se dividen en diversos tipos, sin embargo se estudiarán solo algunos, debido a la condición de temporalidad que impide estudiar el mismo usuario a través de los cortes temporales. Los tipos de contratos de estudiantes se definen como estudiantes Superior Diurno, Media Diurno, Escolar Básica, Estudiante en Práctica, Recambio Media-Superior, Recambio Básico y Superior Extensión Nuevo; donde los primeros tres serán estudiados.

Los estudiantes de establecimientos Municipales y Subvencionados tienen acceso a tarjetas de *Educación Básica* (a partir de quinto básico) o *Media Superior* según su nivel en curso. Los estudiantes de colegios particulares con ingreso per cápita menor a \$301.741 (quinto quintil) pueden adquirir su pase escolar al ser inscritos por su centro educacional en Junaeb (Ley de presupuestos 20.641). El resto de los estudiantes provenientes de colegios particulares pagados deben portar su tarjeta bip! de adulto, por lo que no son contabilizados como estudiantes en el sistema de transporte público. Sin embargo, los estudiantes de colegios particulares pagados constituyen el 9% de los estudiantes a nivel escolar (Muñoz y Muñoz, 2013), por lo que no provoca una gran distorsión en la modelación de las tarjetas de tipo estudiante de quinto quintil.

Por otro lado, aquellos con tarjetas *Educación Superior* corresponden a alumnos de pregrado en Centros de Formación Técnica, Institutos Profesionales y Universidades; o bien estudiantes de Magíster o Doctorado que presenten un ingreso per cápita menor a \$560.000 (Junaeb, 2011) y cuyos programas tengan una duración mínima de un año.

3.2 Indicadores de calidad de servicio

Para evaluar el cumplimiento de la oferta planificada se pueden utilizar dos índices establecidos en los contratos de operación de buses de Transantiago: Índice de Cumplimiento de Frecuencia ICF e Índice de Cumplimiento de Regularidad ICR (Simonetti, 2012).

El ICR mide el desempeño de la regularidad de la operación de todos los servicios-sentido-período. Corresponde a una medida que busca evaluar los tiempos de espera de cada usuario, para que éstos no se vean afectados por el aumento del intervalo entre buses o la falta de puntualidad de los servicios.

Por otro lado, el ICF compara la cantidad de despachos de buses efectivamente realizados por el concesionario con respecto a los del Programa de Operación.

Ambas medidas se entregan por día, período, servicio y sentido. Los Períodos son intervalos de tiempo definidos por agrupaciones de medias horas para estructurar la oferta de servicios según las demandas que varían en el tiempo, desagregado según el tipo de día (Laboral, Sábado o Domingo). Estos periodos se muestran a continuación en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2: Períodos para Indicadores de Oferta

Tipo de día	Nombre Período	Horario
Laboral	Pre Nocturno	00:00:00-00:59:59
	Nocturno	01:00:00-05:29:59
	Transición Nocturno	05:30:00-06:29:59
	Punta Mañana	06:30:00-08:29:59
	Transición Punta Mañana	08:30:00-09:29:59
	Fuera de Punta Mañana	09:30:00-12:29:59
	Punta Mediodía	12:30:00-13:59:59
	Fuera de Punta Tarde	14:00:00-17:29:59
	Punta Tarde	17:30:00-20:29:59
	Transición Punta Tarde	20:30:00-21:29:59
	Fuera de Punta Nocturno	21:30:00-22:59:59
	Pre Nocturno	23:00:00-23:59:59
Sábado	Pre Nocturno Sábado	00:00:00-00:59:59
	Nocturno Sábado	01:00:00-05:29:59
	Transición Sábado Mañana	05:30:00-06:29:59
	Punta Mañana Sábado	06:30:00-10:59:59
	Mañana Sábado	11:00:00-13:29:59
	Punta Mediodía Sábado	13:30:00-17:29:59
	Tarde Sábado	17:30:00-20:29:59
	Transición Sábado Nocturno	20:30:00-22:59:59
	Pre Nocturno Sábado	23:00:00-23:59:59
Domingo	Pre Nocturno Domingo	00:00:00-00:59:59
	Nocturno Domingo	01:00:00-05:29:59
	Transición Domingo Mañana	05:30:00-09:29:59
	Mañana Domingo	09:30:00-13:29:59
	Mediodía Domingo	13:30:00-17:29:59
	Tarde Domingo	17:30:00-20:59:59
	Transición Domingo Nocturno	21:00:00-22:59:59
	Pre Nocturno Domingo	23:00:00-23:59:59

Fuente: Anexo 6, Contrato Ad Referéndum CCUV Subus Chile SA.

Ambos indicadores presentan diferentes umbrales para ser definidos con cumplimiento bueno, deficiente o crítico, tal como se muestra en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3: Umbrales de cumplimiento del ICR e ICF

Cumplimiento	ICF	ICR
Bueno	$ICF \geq 90\%$	$ICR \geq 80\%$
Deficiente	$90\% > ICF \geq 70\%$	$80\% > ICR \geq 60\%$
Crítico	$70\% > ICF$	$60\% > ICR$

Fuente: Simonetti (2012)

El Índice de Calidad de los Vehículos y el Índice de Calidad de Atención al Usuario se utilizan para medir aspectos de la Calidad del viaje de los usuarios durante el tiempo en vehículo, definido en los contratos de operación de buses de Transantiago, por lo que en este trabajo se asocian al tiempo de viaje de cada usuario.

El Índice de Calidad de los Vehículos ICV es un indicador objetivo y estandarizado para todos los operadores, que entrega aspectos del estado de los buses a través de la medición de éstos al partir de los terminales. Se calcula como el promedio simple de atributos evaluados entre 0 y 1, donde uno es considerada la mejor evaluación. Estos aspectos se enuncian en el Anexo A.

Por otra parte, el Indicador de Calidad de Atención ICA recoge el promedio de atributos relevantes para la calidad que percibe el usuario durante su trayecto en ruta y es medido por un observador incógnito a bordo del bus. Los atributos medidos se muestran también en el Anexo A.

A continuación se muestran los umbrales para definir el nivel de cumplimiento del ICA e ICV, con los cuales el Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM) evalúa a cada operador.

Tabla 3.4: Umbrales de cumplimiento de ICA e ICV

Cumplimiento	ICV	ICA
Bueno	$ICV \geq 0,85$	$ICA \geq 0,9$
Deficiente	$0,85 > ICV \geq 0,75$	$0,9 > ICA \geq 0,8$
Crítico	$ICV < 0,75$	$ICA < 0,8$

Fuente: Anexo 6, Contrato Ad Referéndum CUV Subus Chile SA.

Sin embargo, las metodologías empleadas para obtener el ICA e ICV variaron a partir de Julio de 2013, por lo que ambos índices dan cuenta de diferentes aspectos. Este cambio se tradujo en la adición de cuatro atributos en cada uno de los índices, que contaban con 10 y 21 respectivamente. En el Anexo A se describen los aspectos correspondientes al trimestre Abril-Junio.

3.3 Evasión

En este trabajo no se contabiliza la evasión explícitamente, pero es mencionada en este capítulo para tenerla presente en los resultados, análisis y conclusiones.

El cálculo del índice de evasión en buses se mide a través de la fiscalización presencial de pasajeros en del sistema Transantiago. Este índice busca obtener una estimación representativa de la evasión de pago del pasaje en cada operador.

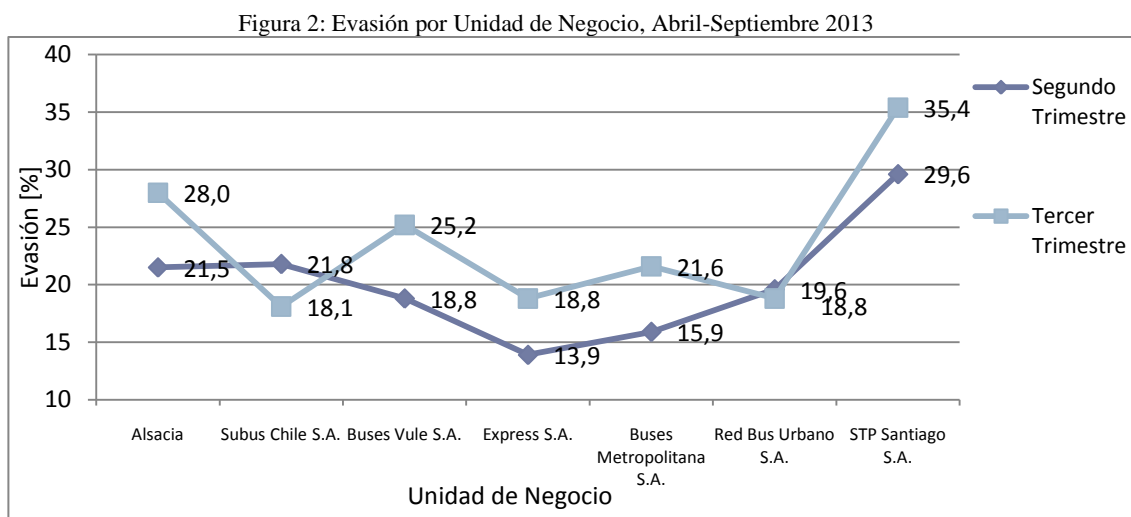
El año 2012 se cambió la metodología de estimación de este índice, para incorporar la pérdida de representatividad de la muestra de datos. Entre Agosto y Diciembre de 2013 se utilizó una muestra estática de datos, lo que implicó una pérdida de representatividad de la muestra, según MTT (2013).

En la nueva metodología implementada a partir de Octubre de 2013, se tienen en cuenta los siguientes factores:

- La evasión considera la corrección por pasajero transportado.
- Se contabilizan los viajes realizados en servicios regulares diurnos de Transantiago
- Permite obtener una desagregación a nivel de Unidad de Negocio y Sistema Total.
- Cálculo trimestral, por lo que existe una mayor estabilidad de los valores.

Para calcularlo se utiliza un modelo de muestreo probabilístico, estratificado aporportional y de actualización dinámica. Es decir, se realiza a través de una técnica de muestreo que divide la población de estudio en estratos donde se desconoce la distribución de la población, por lo que se asigna un tamaño igual de unidades muestrales a cada estrato, para luego ponderar los resultados obtenidos con el fin de representar el peso de cada estrato en la población.

En la Figura 2 se muestra la evasión del segundo y tercer trimestre de 2013. La mayoría de las empresas operadoras presenta un aumento de evasión entre ambos trimestres entre un 4,9% (buses Express) y un 6,5 % (Alsacia), exceptuando Subus Chile y Red Bus Urbano. Sin embargo, la disminución en cada unidad de negocio de 3,7% y 0,8%, es menor comparada con el menor aumento de evasión, por lo que existe un efecto general preponderante al aumento de la evasión entre ambos cortes temporales.



Fuente: MTT (2013)

En la Tabla 3.5 se muestra las comunas y servicios de los respectivos operadores. Cabe destacar que no existe una relación directa entre el ingreso comunal y la tasa de evasión, por lo que la distorsión que provoca la evasión en los datos muestrales no es fácil de predecir.

Tabla 3.5: Comunas y servicios según operadores

Operador	Comunas y servicios
Alsacia S.A.	Servicios 100
Su Bus Chile S.A.	Servicios 200 y G El Bosque La Cisterna La Pintana San Bernardo San Ramón
Buses Vule S.A.	Servicios 300,E,H e I La Florida La Granja Lo Espejo Pedro Aguirre Cerda San Joaquín San Miguel Cerrillos Estación Central Maipú
Express S.A.	Servicios 400 y D La Reina Macul Ñuñoa Peñalolén
Buses Metropolitana S.A.	Servicios 500 y J Cerro Navia Lo Prado Pudahuel Quinta Normal
Red Bus Urbano S.A.	Servicios B y C Conchalí Huechuraba Independencia Quilicura Recoleta Renca Las Condes Lo Barnechea Providencia Vitacura
STP Santiago S.A.	Servicios F Puente Alto

Fuente: Fiscalización de Transportes, Subsecretaría de Transportes.

Por otro lado, en el presente trabajo es de especial interés conocer la evasión comunal, pues se dividen los usuarios según la comuna asociada a su zona de residencia estimada. Se puede asociar la evasión a través de la tasa de infracciones sobre controles, que se muestra en la Tabla 3.6 para el año 2013, donde se agrupada las comunas según quintil de ingreso y destacando las tasas más altas utilizando una escala de colores basada en el rojo para valores mayores.

Se observa en los quintiles II, IV y V una homogeneidad en el cuociente Infracciones/Controles, siendo éste mayor para los quintiles más bajos. Las comunas pertenecientes al tercer quintil presentan una mayor variedad de infracciones/control, en éstas no es evidente la relación entre ingreso y evasión. Esto se observa en San Bernardo, la quinta

comuna con menor ingreso per cápita y con un valor de 3,65%, similar a los observados en comunas con el máximo quintil. Además los mayores valores se observan en las comunas Lo Espejo, Renca, San Ramón, La Granja y Pudahuel, todas pertenecientes al segundo y tercer quintil.

Tabla 3.6: Infracciones/Controles según comuna

Comuna	Quintil	Infracciones	Controles	Infracciones/Controles
Renca	II	28.963	2.238	7,73%
Cerro Navia	III	24.118	1.269	5,26%
El Bosque		22.168	957	4,32%
San Joaquín		17.115	693	4,05%
Lo Espejo		21.423	1.818	8,49%
San Bernardo		25.583	934	3,65%
La Pintana		23.572	1.325	5,62%
Recoleta		13.592	632	4,65%
Pudahuel		23.455	1.393	5,94%
Puente Alto		51.584	2.589	5,02%
Estación Central		25.206	1.023	4,06%
Pedro Aguirre Cerda		19.992	778	3,89%
La Granja		23.611	1.484	6,29%
Lo Prado		21.468	1.121	5,22%
Macul		32.552	1.138	3,50%
Quilicura		22.631	1.195	5,28%
Quinta Normal		26.455	1.401	5,30%
San Ramón		18.893	1.381	7,31%
La Cisterna		27.007	1.005	3,72%
Conchalí		19.945	1.173	5,88%
Cerrillos		19.042	839	4,41%
San Miguel	14.221	762	5,36%	
Independencia	IV	18.358	764	4,16%
Huechuraba		12.639	516	4,08%
Peñalolén		24.929	1.195	4,79%
Maipú		40.331	1.517	3,76%
La Florida		42.091	1.780	4,23%
Santiago		70.699	3.585	5,07%
La Reina	V	20.587	559	2,72%
Ñuñoa		27.292	924	3,39%
Lo Barnechea		12.639	514	4,07%
Providencia		19.346	663	3,43%
Las Condes		24.633	822	3,34%
Vitacura		13.131	508	3,87%

Fuente: Elaboración propia en base a datos Programa Nacional de Fiscalización, Subsecretaría de Transportes 2013

3.4 Metodologías previamente usadas

Las siguientes metodologías fueron implementadas por diferentes autores con el objetivo de enriquecer la información explícitamente entregada por las bases de datos y ayudar a un mejor entendimiento, procesamiento y análisis de los viajes de los usuarios. Entre ellos se nombran los relevantes para este trabajo: método de estimación de bajada, zona de residencia e indicadores de calidad de servicio.

3.4.1 Método de estimación de bajada

Esta metodología ideada por Munizaga y Palma (2012) compatibiliza información de las transacciones, el sistema GPS instalado a bordo de los buses de Transantiago y la geocodificación 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, mencionada previamente.

Este método 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.

$$tg_i = t_i + f_w \frac{d_{i-post}}{s_w}, \quad (3.1)$$

donde:

tg_i : Tiempo generalizado en posición i .

t_i : Tiempo asociado a la posición i .

d_{i-post} : Distancia geográfica euclidiana entre la posición i y el lugar de la siguiente transacción.

f_w : Factor de penalización: desutilidad de caminar.

s_w : Velocidad promedio de caminata.

Luego, se busca resolver el problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_i \quad & Tg_i \\ \text{s. a.} \quad & d_{i-post} < d \end{aligned} \quad (3.2)$$

con d la distancia euclidiana máxima de caminata.

En el caso de la última transacción del día, se asume que el usuario desciende en un lugar cercano a donde el primer viaje del día comienza.

Si no existe una solución para el problema de optimización dentro del radio d , se asume que existe una etapa o un viaje faltante que se realizó en otro modo, o bien se utilizó otra tarjeta bip!, por lo que no se estima la bajada del viaje.

En el caso de metro, se conoce la subida a partir de la información de transacciones y 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.

Finalmente, en las zonas pagas no se conoce con certeza el servicio que es abordado por el usuario, por lo que se asume que aborda una de las líneas que se detienen en tal zona paga, utilizando la metodología de Líneas Comunes (Chriqui y Robillard, 1975) que busca encontrar el conjunto de líneas que minimiza la esperanza del tiempo generalizado en la transacción siguiente. Luego, se asume que el usuario aborda el primer bus perteneciente a las líneas comunes observado en el paradero posterior a la hora en que se realizó la transacción.

$$\text{Sea } X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \text{ con } x_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i \in \text{Líneas Comunes} \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\min ET = \left\{ \frac{k + \sum_i T g_i f_i x_i}{\sum_i f_i x_i} \right\}, \quad (3.4)$$

donde:

X : Conjunto de rutas.

f_i : Frecuencia línea i .

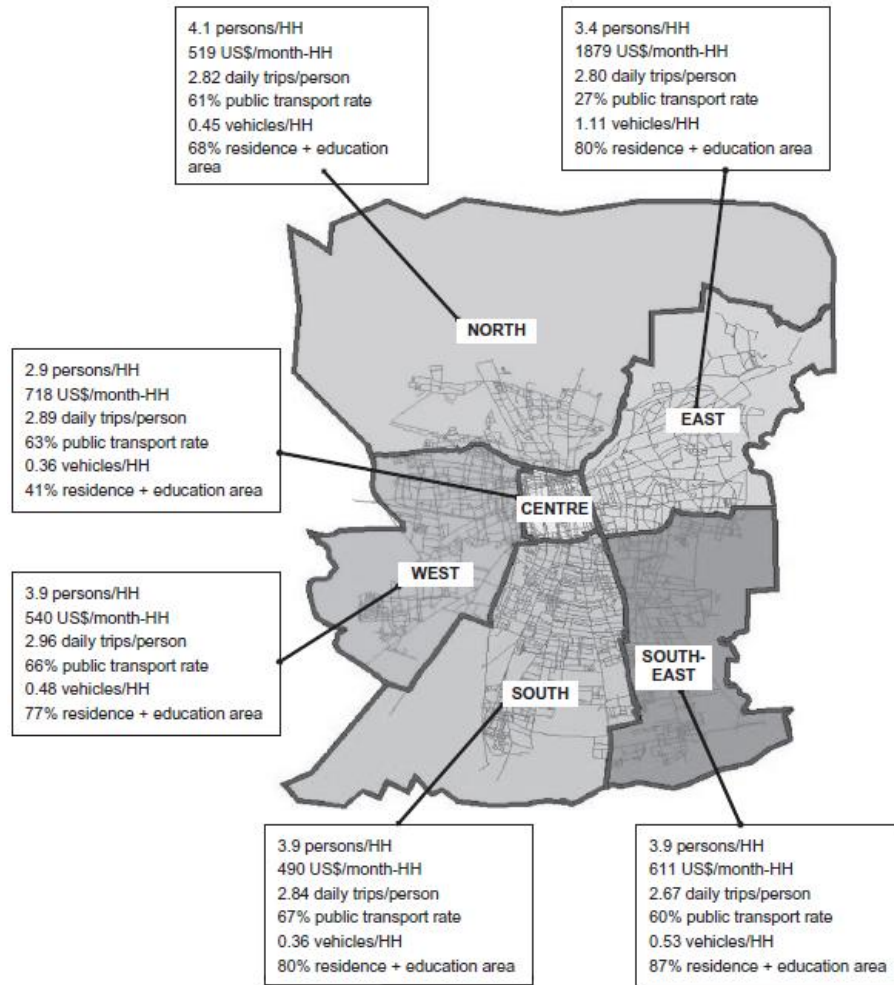
k : Parámetro que representa el tiempo de espera esperado.

3.4.2 Método de estimación de zona de residencia

Esta metodología desarrollada por Amaya (2013) busca estimar la zona de residencia de las tarjetas bip! de los usuarios frecuentes del sistema de Transantiago que realizan transacciones entre las 4 AM y las 12 del día, utilizando el corte temporal de Abril 2012.

La estimación se realiza sobre la zonificación agregada de Santiago utilizada en la encuesta Origen-Destino 2001 (Sectra, 2001), que considera seis Macrozonas con diferencias de ingreso, tasa de motorización, uso de transporte público, entre otros; como se muestra en la Figura 3.

Figura 3: Zonificación EOD 2001 y características relevantes.



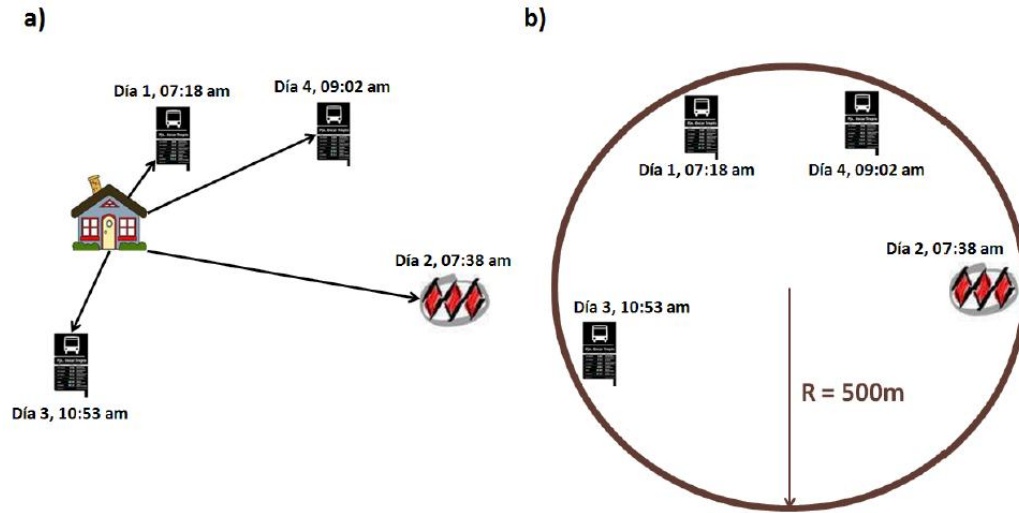
Fuente: Jara-Díaz, et al. (2011).

Su metodología se basa en el supuesto que el usuario frecuente tiene como principal modo de viaje el transporte público. En particular supone que la primera transacción de cada día se realiza en un lugar cercano a su residencia. Este método realiza la estimación en el caso que la distancia entre las primeras transacciones del día son caminables, definidas como menores a un parámetro $D = 1.000 m$.

Luego de seleccionar para un cierto ID la primera transacción del día para todos los días viajados, selecciona las coordenadas espaciales y calcula la distancia entre todas las transacciones primeras del día.

Posteriormente determina la comuna a la que pertenecen en su mayoría las transacciones primeras y asigna a cada tarjeta una de las seis grandes zonas de Santiago.

Figura 4: Representación de modo de estimación de zona de residencia. a) Esquema de ubicación del hogar y transacciones, b) Información observada y radio de circunferencia.



Fuente: Amaya (2013)

3.4.3 Cálculo de indicadores de calidad de servicio

El tiempo de espera, caminata y de viaje utilizados posteriormente corresponden a las mejoras realizadas por Núñez (2015) en el marco del cálculo de indicadores de servicio basado en las mismas bases de datos utilizadas en la presente memoria.

Se utilizan estos valores en lugar de los dados por las tablas de viajes y etapas, para evitar tiempos de espera negativos y sobrestimación de valores como el tiempo de viaje en metro.

En su trabajo, además destaca la incorrecta caracterización de los transbordos que incluyen metro, por diferentes razones: la falta de contabilización del tiempo de transbordo entre líneas, tiempo de caminata hasta el torniquete, la sobre estimación del tiempo de viaje en vagón al no considerar el tiempo de caminata entre el torniquete y el tren ni la espera al tren.

Los tiempos corregidos, indicados con el superíndice ^c, se calculan de manera diferente dependiendo del tipo de transbordo entre las etapas consecutivas.

tc_i^0 : Tiempo inicial de caminata al comenzar la etapa i de viaje.

te_i^0 : Tiempo inicial de espera al comenzar la etapa i de viaje.

tv_i^0 : Tiempo inicial de viaje de la etapa i .

d_i : Diferencia de tiempos entre las validaciones de etapas consecutivas i e $i + 1$.

acc_i : Tiempo de caminata desde el torniquete hacia la plataforma en la etapa i del viaje, en caso de realizarse en metro.

sal_i : Tiempo de caminata desde la bajada del último tren hasta la salida de la estación en la etapa i del viaje, en caso de realizarse en metro.

esp_i : Tiempo de espera por el próximo tren abordado en la etapa i del viaje, si es que se realiza en metro.

Los tiempos corregidos para los transbordos de tipo bus-bus se calculan de la siguiente manera.

$$tc_{i+1}^c = tc_{i+1}^0 \quad (3.5)$$

$$tv_i^c = \min(d_i - tc_{i+1}^c, tv_i^0) \quad (3.6)$$

$$te_{i+1}^c = \max(d_i - tv_i^c - tc_{i+1}^c, 0) \quad (3.7)$$

Por otro lado, los tiempos corregidos para los transbordos bus-metro los calcula según las fórmulas (3.8) a (3.10).

$$tc_{i+1}^c = (d_i + tv_i^c) + acc_{i+1} \quad (3.8)$$

$$tv_i^c = \min(d_i, tv_{i+1}^0) \quad (3.9)$$

$$te_{i+1}^c = esp_{i+1} \quad (3.10)$$

Los tiempos corregidos de transbordos de tipo Metro - Zona Paga los calculan según las siguientes fórmulas.

$$tc_{i+1}^c = tc_{i+1}^0 + sal_i \quad (3.11)$$

$$tv_i^c = \min(d_i - acc_i - esp_i - sal_i, tv_i^0) \quad (3.12)$$

$$te_i^c = \min(d_i - acc_i - tv_i^c - sal_i, te_i^0) \quad (3.13)$$

$$te_{i+1}^c = \max(d_i - te_i^c - tv_i^c - tc_i^c, 0) \quad (3.14)$$

Por otra parte, los tiempos corregidos para las etapas con transbordos de tipo bus - Zona Paga se calculan según las siguientes expresiones.

$$te_{i+1}^c = \max(te_{i+1}^0, 0) \quad (3.15)$$

$$tc_{i+1}^c = tc_{i+1}^0 \quad (3.16)$$

$$tv_i^c = d_i - tc_{i+1}^c - te_{i+1}^c \quad (3.17)$$

Los tiempos corregidos para las etapas con transbordos de tipo Zona Paga - bus se calculan de la siguiente manera.

$$tc_{i+1}^c = tc_{i+1}^0 \quad (3.18)$$

$$tv_{i+1}^c = \min(d_i - tc_{i+1}^c, tc_i^0) \quad (3.19)$$

$$te_i^c = \max(d_i - tv_{i+1}^c - tc_{i+1}^c, 0) \quad (3.20)$$

Los tiempos corregidos en el caso de etapas con transbordos metro-zona paga son calculadas según las siguientes fórmulas.

$$tc_{i+1}^c = tc_{i+1}^0 + sal_i \quad (3.21)$$

$$te_{i+1}^c = \max(tesp_{i+1}, 0) \quad (3.22)$$

$$tv_i^c = \min(d_i - acc_i - te_i^0 - sal_i, tv_i^0) \quad (3.23)$$

$$te_i^c = \min(d_i - ent_i - sal_i - tv_i^c, te_i^0) \quad (3.24)$$

Los tiempos corregidos para los transbordos de tipo Zona Paga - Metro se calculan según las siguientes expresiones.

$$tv_i^c = \min(d_i, tv_{i+1}^0) \quad (3.25)$$

$$tc_{i+1}^c = d_i - tv_{i+1}^c - acc_i \quad (3.26)$$

$$te_{i+1}^c = esp_{i+1} \quad (3.27)$$

3.5 Descripción de la base de datos

Las bases de datos utilizadas para analizar el comportamiento de los usuarios consisten en cuatro cortes temporales de una semana, con información de todos los viajes realizados por cada tarjeta bip! que realizó transacciones durante cada corte.

Se utilizaron cuatro cortes temporales, los que corresponden a las siguientes semanas:

- 11 a 17 de Abril, año 2011
- 16 a 22 de Abril, año 2012
- 14 a 20 de Abril, año 2013
- 23 a 29 de Septiembre, año 2013

En particular, los atributos utilizados se nombran a continuación.

Id: Número único de identificación de la tarjeta bip! que realiza la transacción.

Número de viaje: Número de viaje que realiza la ID correspondiente, ordenado cronológicamente con respecto a la semana en estudio.

Número de etapas: Total de etapas de cada viaje.

Número etapas sin bajada: Total de etapas sin estimación de bajada. Esto implica la ausencia de diversos atributos, como tiempos de viaje, paraderos de bajada, distancia de viaje, etcétera.

Paradero subida (bajada) etapa i: Código de paradero o estación de metro de subida (bajada), para etapa i.

Comuna subida (bajada): Código comuna en donde el usuario realiza su transacción de subida o comuna donde se estima su bajada.

Diseño 777 subida (bajada): Código de zona de subida según zonificación 777 de Santiago (Sectra, 2011).

Tiempo subida (bajada): Hora y día de subida (bajada) en conjunto con el periodo y tipo de día.

Contrato: Tipo de contrato de la tarjeta bip!, ya sea Adulto, Educación Superior, Educación Media, Escolar Básica, Temporal Educación Media-Superior, Temporal Educación Básica,

Escolar Superior Extensión Nuevo o Convenio Postpago, tarjetas en que se paga la tarifa posteriormente a la transacción.

Tiempo espera i [s]: Tiempo corregido por Núñez (ver acápite 3.2.3) de la etapa i , se muestran 4 etapas como máximo.

Tiempo transbordo etapa i [s]: Tiempo corregido por Núñez (ver acápite 3.2.3) de la etapa i , se muestran 4 etapas como máximo.

Tiempo de caminata, etapa i [s]: Tiempo corregido por Núñez (ver acápite 3.2.3) en la etapa i , se muestran 4 etapas como máximo.

Tipo de transporte, etapa i : Si se trata de Bus, Zona Paga o Metro en la etapa i .

Media hora promedio de viaje: Media hora menor asociada a la mitad del viaje. Es decir, si el viaje duró 40 minutos y comenzó a las 16:12 la mitad del viaje corresponde a las 16:32, cuya menor media hora es 16:30.

Servicio, etapa i : Es la línea de Metro en el caso correspondiente, o en casos de etapas en bus el servicio-sentido, código de la unidad de negocio y servicios que se detienen en la zona paga, en el caso correspondiente.

Tiempo de viaje [min]: Suma de los tiempos de espera, caminata y tiempo en vehículo.

Transbordos corregidos: Transbordos realizados en el viaje contabilizando la cantidad de cambios de línea en metro, según la ruta mínima entre el inicio y fin del viaje.

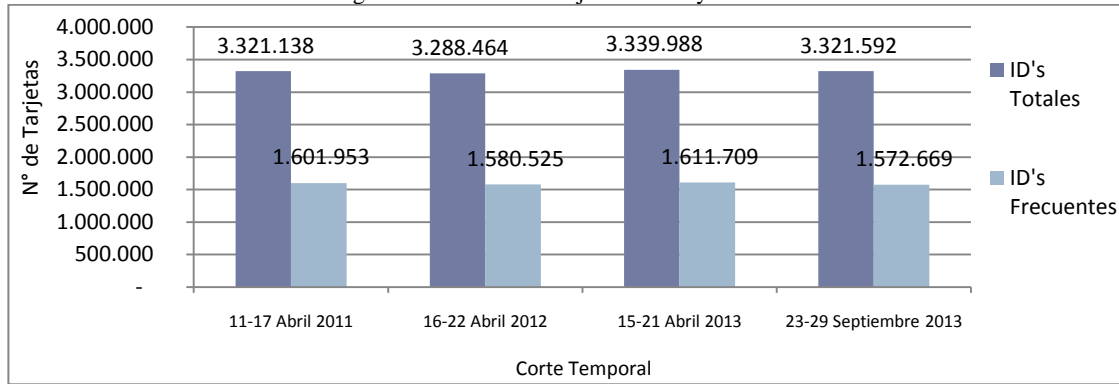
3.6 Análisis de la base de datos

Se realiza un análisis previo de las semanas a estudiar para reconocer patrones y tendencias de comportamiento de los usuarios de transporte público. En primer lugar se describe la base de datos de cada corte temporal según número total de usuarios, viajes, frecuencia de viajes y otras características, como el tipo de contrato.

En este análisis se consideran usuarios frecuentes aquellos que utilizan el sistema de transporte público cuatro o más días a la semana. Esto se contabiliza con el fin de compatibilizar el trabajo previo realizado por Amaya (2013) sobre la base de datos de abril de 2012.

En la Figura 5 se muestra el total de usuarios y usuarios frecuentes.

Figura 5: Distribución tarjetas totales y frecuentes.

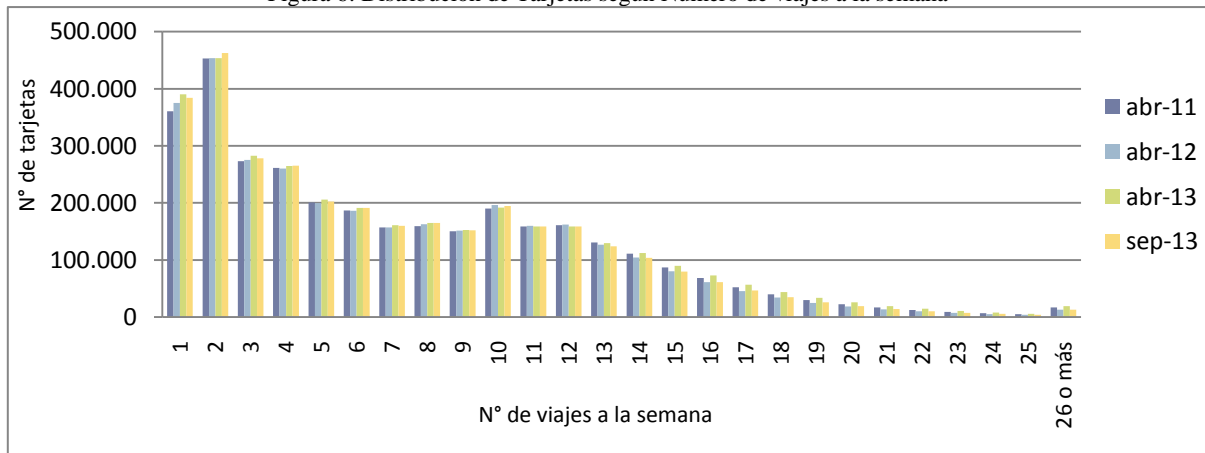


Fuente: Elaboración Propia

Se observa que las tarjetas consideradas frecuentes corresponden entre un 47,35% (23 a 29 de Septiembre) y un 49,16% (15-21 Abril 2013) de las tarjetas totales.

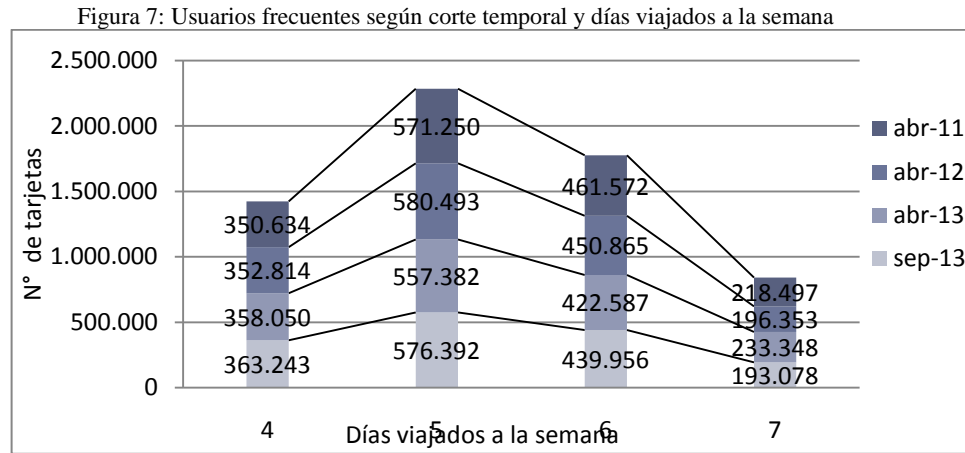
En la Figura 6 se muestra la distribución de tarjetas según el número de viajes realizados en la semana, de donde se puede reconocer un máximo local en los 10 viajes semanales. Es posible visualizar entre 360.790 y 390.558 usuarios que realizan un viaje y entre 453.076 y 462.340 usuarios realizan exclusivamente dos viajes a la semana; dada la posible heterogeneidad de éstos no serán contabilizados para estudiar su patrón de comportamiento.

Figura 6: Distribución de Tarjetas según Número de viajes a la semana



Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 6 es posible detectar que existe mayor cantidad de tarjetas que viajan cinco días a la semana, lo cual puede justificarse considerando que según la EOD 2006 los viajes más frecuentes son aquellos con propósito trabajo y estudio con un 27,1 % y 19,0 % respectivamente, y además teniendo en cuenta que la jornada laboral ordinaria de trabajo impone 45 horas de trabajo semanales distribuidas en un máximo de seis días y un mínimo de cinco, en conjunto con la jornada escolar completa que norma un mínimo de 38 horas semanales para educación general básica y 42 horas para la educación media humanístico-científica y técnico-profesional, distribuida en al menos cuatro días según dicta la Ley 19979.



Fuente: Elaboración Propia

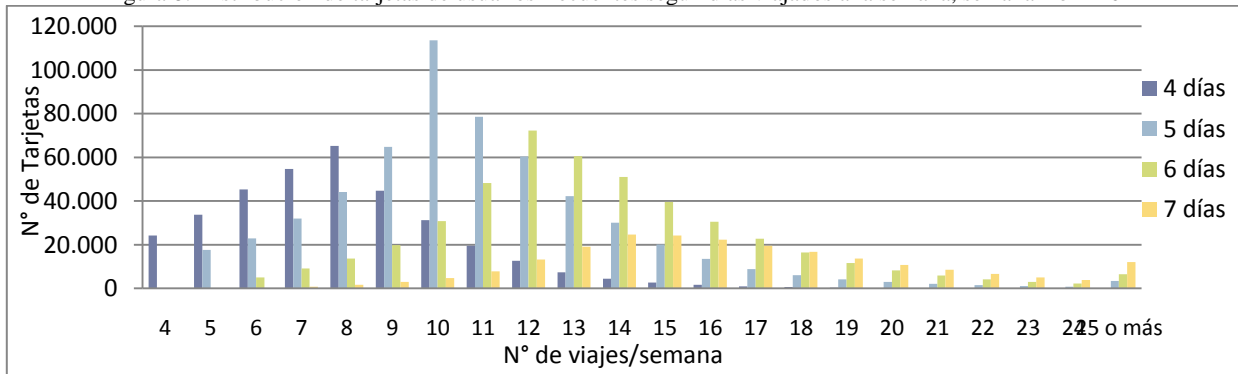
Se estudia la distribución de usuarios frecuentes según el número de días viajados a la semana para los cuatro cortes temporales analizados. Cabe destacar que la media de viajes realizados en la semana corresponde aproximadamente al doble de los días viajados en la semana, siendo mayor en cuanto aumenta el número de días viajados a la semana. Aquellos usuarios que viajan todos los días de la semana tienen una mayor dispersión, tal como se observa en la Tabla 3.7. Además se observa el mínimo de desviación estándar y promedio de viajes para el corte temporal de Abril 2013 para todos los días viajados, siendo mayor para los usuarios del primer y último corte temporal.

Tabla 3.7: Estadísticas de viajes, usuarios frecuentes

Corte temporal	4 días				5 días				6 días				7 días			
	Abril 2011	Abril 2012	Abril 2013	Septiembre 2013	Abril 2011	Abril 2012	Abril 2013	Septiembre 2013	Abril 2011	Abril 2012	Abril 2013	Septiembre 2013	Abril 2011	Abril 2012	Abril 2013	Septiembre 2013
\bar{x} [viajes]	8,0	7,8	7,7	7,9	10,9	10,7	10,6	10,7	13,6	13,3	13,1	13,3	16,7	16,2	15,6	16,3
σ [viajes]	2,7	2,6	2,5	2,6	3,5	3,3	3,3	3,3	3,8	3,6	3,6	3,7	4,5	4,3	4,0	4,4

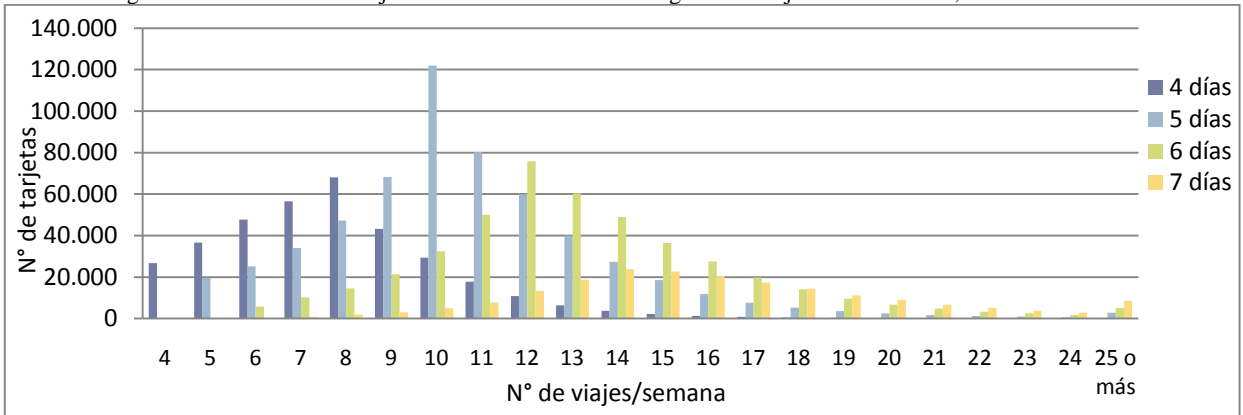
Fuente: Elaboración Propia

Figura 8: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2011



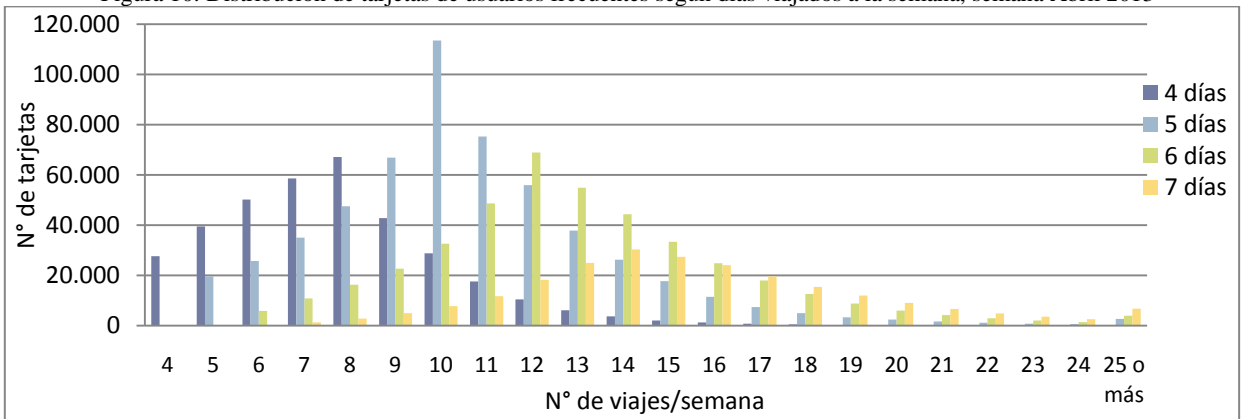
Fuente: Elaboración Propia

Figura 9: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2012



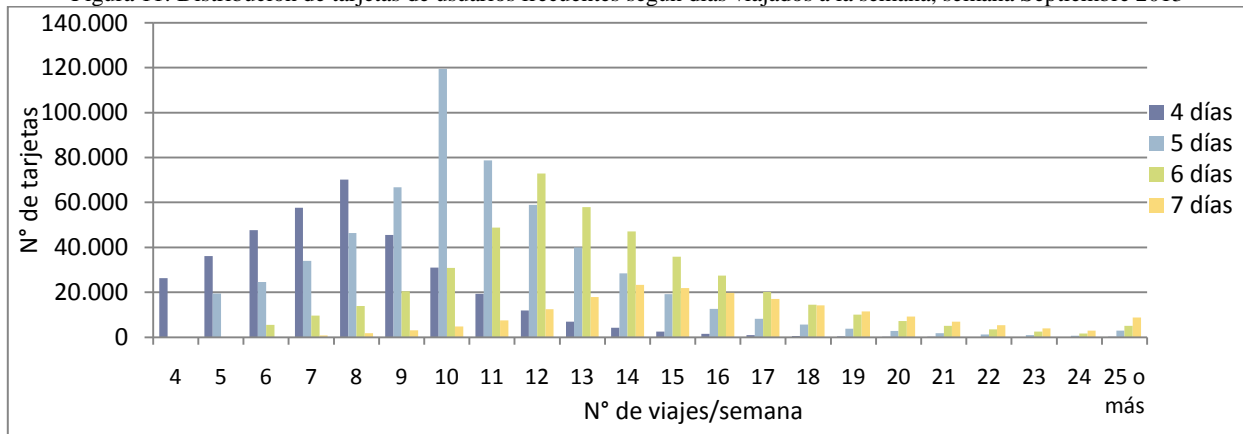
Fuente: Elaboración Propia

Figura 10: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Abril 2013



Fuente: Elaboración Propia

Figura 11: Distribución de tarjetas de usuarios frecuentes según días viajados a la semana, semana Septiembre 2013

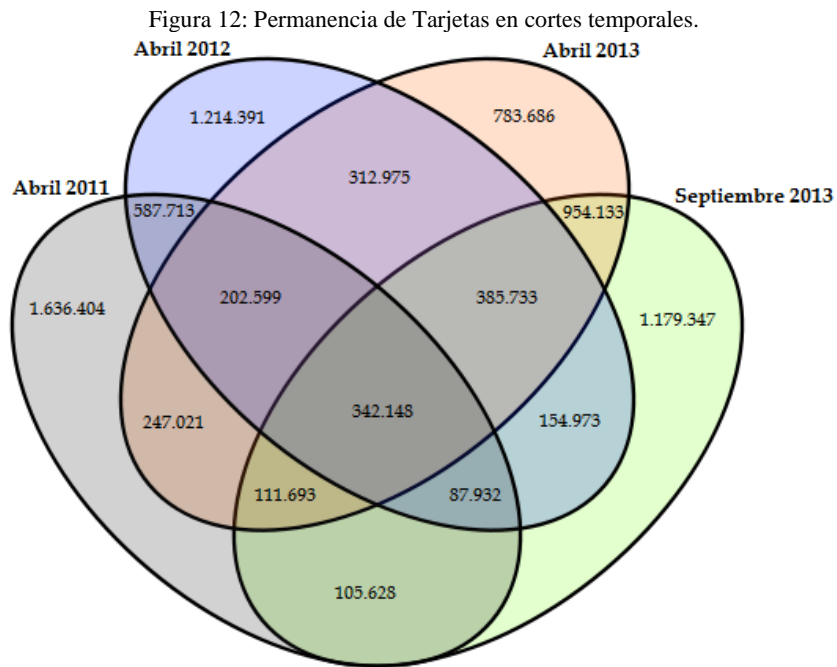


Fuente: Elaboración Propia

La distribución de tarjetas según la cantidad de días en que se realizan transacciones es similar entre cortes temporales, observándose una distribución simétrica con respecto a la moda en las curvas de usuarios con viajes 4 y 6 días a la semana, como se ve en las Figuras 8 a 11.

La moda entre las distribuciones corresponde siempre al doble de los días viajados y entre ellas varía principalmente el máximo de la curva correspondiente a las curvas de usuarios que viajan 5 días y 7 días.

Finalmente, en el siguiente Diagrama de Venn se muestra la permanencia de las tarjetas en los cuatro cortes temporales.



Fuente: Elaboración propia.

Se puede observar que 342.148 tarjetas están presentes en los cuatro cortes, lo que corresponde al 4,04% de las tarjetas totales (8.461.354). Tal como era de esperar, por la cercanía de los cortes temporales del año 2013, éstos comparten más tarjetas en comparación al resto de los cortes temporales.

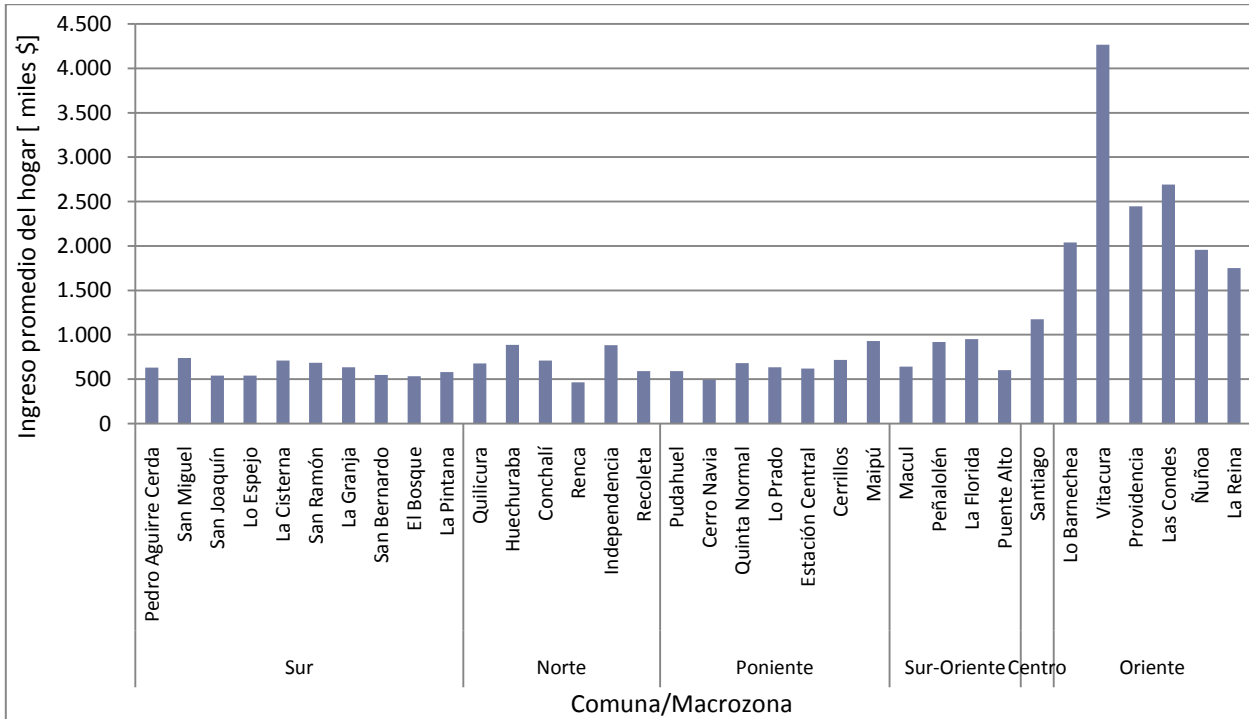
3.6.1 Frecuencia de viajes a nivel espacial

Con el fin de estudiar el comportamiento de los usuarios frecuentes con sus distintas caracterizaciones, se estudió el ingreso promedio de los hogares de cada comuna a partir de la base de datos de la encuesta de Caracterización Socio-Económica Nacional CASEN. Este ingreso es considerado como la suma del ingreso autónomo promedio del hogar y los subsidios monetarios promedio del Estado. Con la estimación de zona de residencia descrita en la metodología, se busca entregar una aproximación del ingreso de cada usuario frecuente.

En la Figura 13 se muestra el ingreso promedio del hogar el año 2011, estas cifras serán mantenidas en el análisis pues no se tiene información más actualizada, ni se cuenta con la

validez de los resultados del CENSO 2012 por inconsistencias, imputación masiva de datos y manipulación de cifras, según Carvajal y Henríquez (2013).

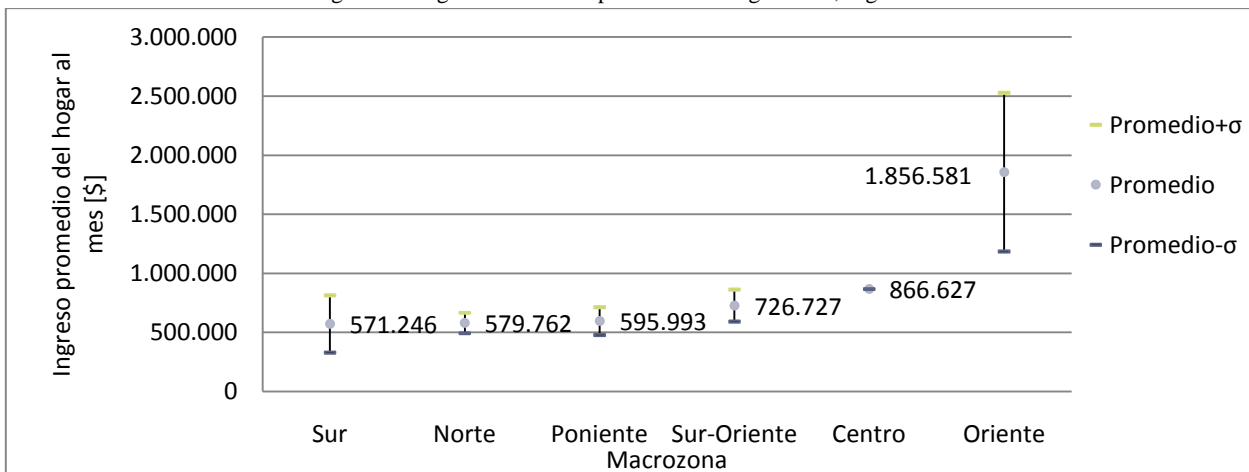
Figura 13: Ingreso promedio de hogar año 2011, según comuna.



Fuente: Encuesta de Caracterización Socio-Económica Nacional (CASEN, 2011).

En la Figura 14 se muestra una agregación según las zonas consideradas en la encuesta Origen-Destino 2011, sumando y restando una desviación estándar de los valores al promedio calculado entre comunas. Es posible observar que la Zona Oriente corresponde al 325% de la Zona Sur, corroborando el comportamiento observado en cuanto a segregación de ingresos por Jara-Díaz, et al (2011).

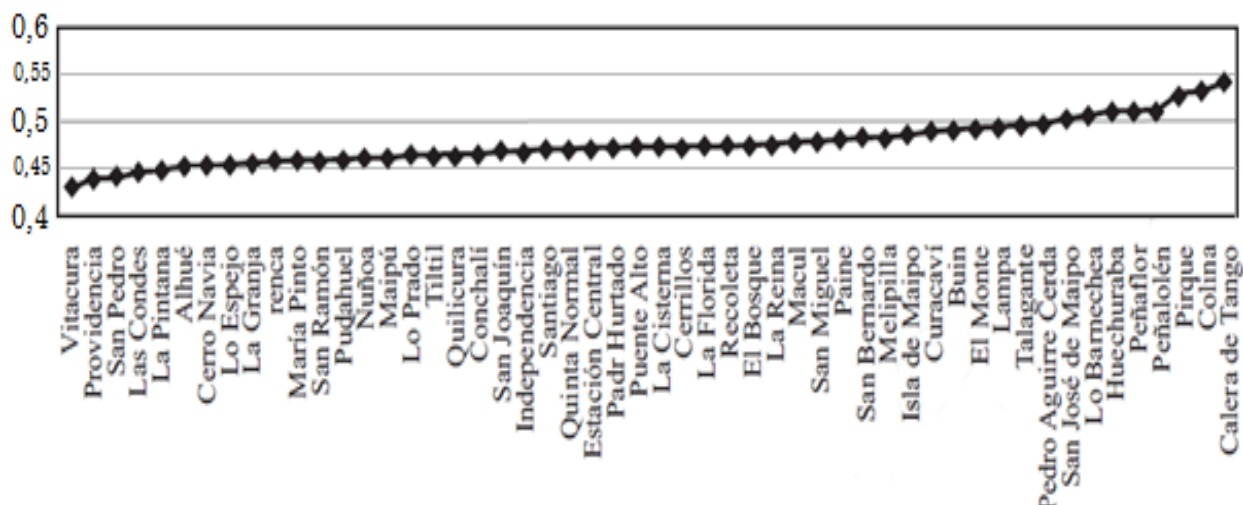
Figura 14: Ingreso monetario promedio de hogar 2011, según Macrozona.



Fuente: CASEN (2011).

La asignación de ingreso a cada usuario puede caer en errores de generalización, especialmente en aquellas con mayor desigualdad. Esto puede medirse a través del índice de Gini del ingreso por hogar, entre mayor sea, más desigualdad existe dentro de la comuna. Esto no se relaciona con el nivel de ingreso mismo, tal como se puede observar en Las Condes y La Pintana con niveles de desigualdad muy bajos y similares, siendo la primera una de aquellas con mayor y la segunda con menor ingreso en toda la Región Metropolitana.

Figura 15: Índice de Gini comunal, año 2003



Fuente: Agostini, 2010

En los cortes temporales de Abril y Septiembre 2013 se utiliza la estimación de zona de residencia de los meses respectivos, considerando un radio de 1.000 en lugar de los 500 metros utilizados por Amaya, con el fin de contabilizar una mayor cantidad de usuarios, y perdiendo un bajo porcentaje de precisión, según el análisis de sensibilidad (Munizaga y Cruzat, 2014). En la Tabla 3.8 se muestra la cantidad de días viajados y el radio que encierra las transacciones del usuario entre las 4 AM y las 12 del día. Para verificar si la estimación de la zona de residencia es correcta se verifica que la distancia entre tal circunferencia y el hogar real sea igual o menor a 1.000 [m]. Así se obtiene que considerando un mínimo de cuatro días viajados y una circunferencia mínima de 1.000 metros que incluya las primeras transacciones del día, puede estimarse la zona de residencia de una mayor cantidad de tarjetas.

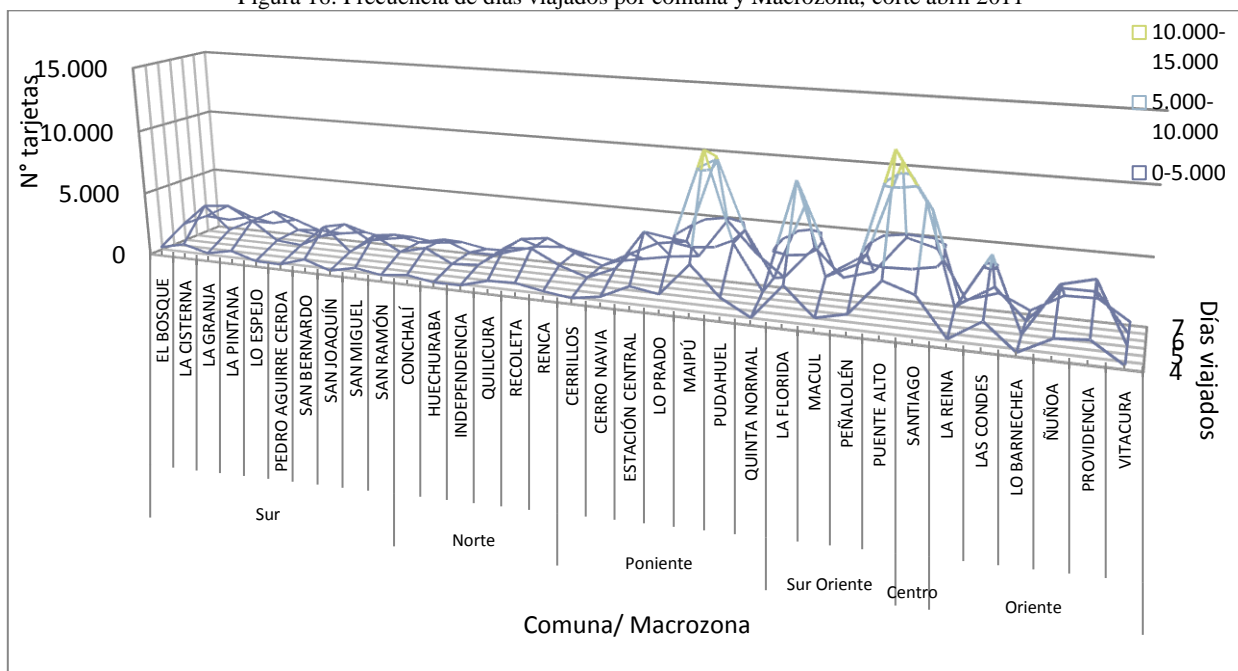
Tabla 3.8: Análisis de sensibilidad de días y radio para estimación de zona de residencia

Mínimo de días viajados / Radio ≤	Tarjetas con estimaciones posibles		Porcentaje de tarjetas estimadas correctamente	
	500 [m]	1.000 [m]	500 [m]	1.000 [m]
3	992.577	1.065.685	70,57%	70,68%
4	776.532	832.044	71,08%	71,30%

Fuente: Munizaga y Cruzat, 2014

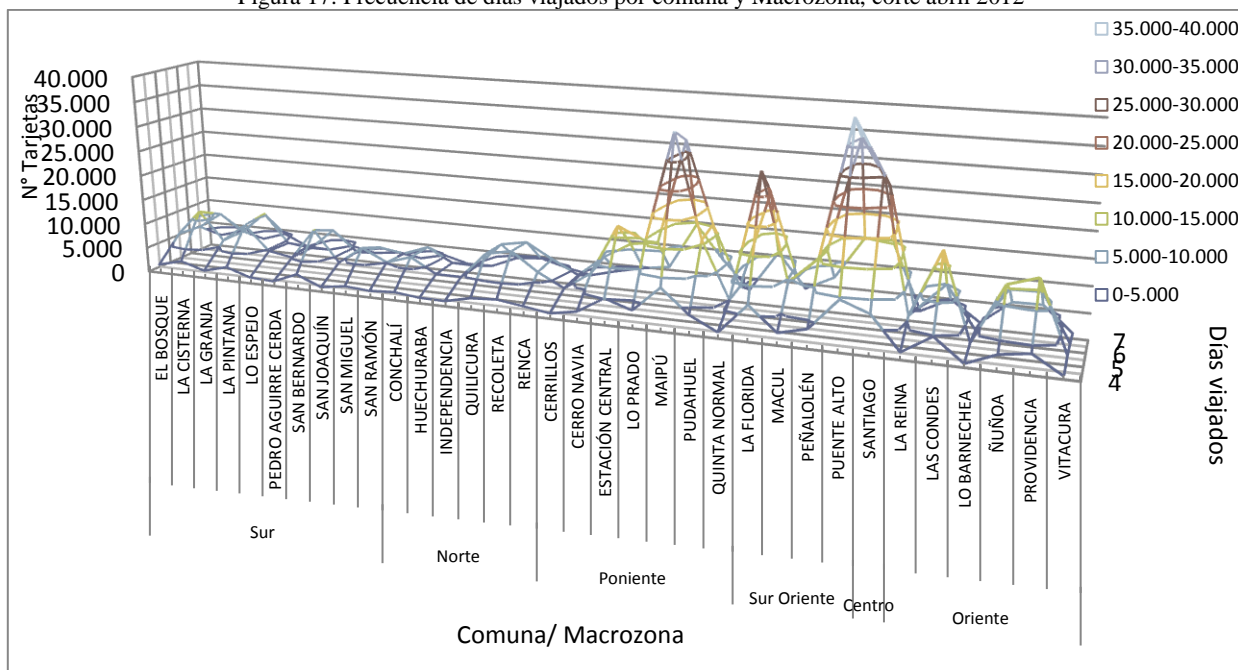
A continuación se observa la frecuencia de días viajados de usuarios frecuentes por comuna y Macrozona. Destacan en cuanto a número de usuarios las Macrozonas Sur-Oriente, Poniente y Oriente. Sin embargo, las tarjetas consideradas en el análisis no contienen información de evasión, por lo que está subestimándose la cantidad de usuarios, en especial en las correspondientes a las zonas sur, cuyo operador Su Bus Chile S.A Abril de 2013 tuvo un 21,8% de evasión, como se puede observar en la Figura 2.

Figura 16: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2011



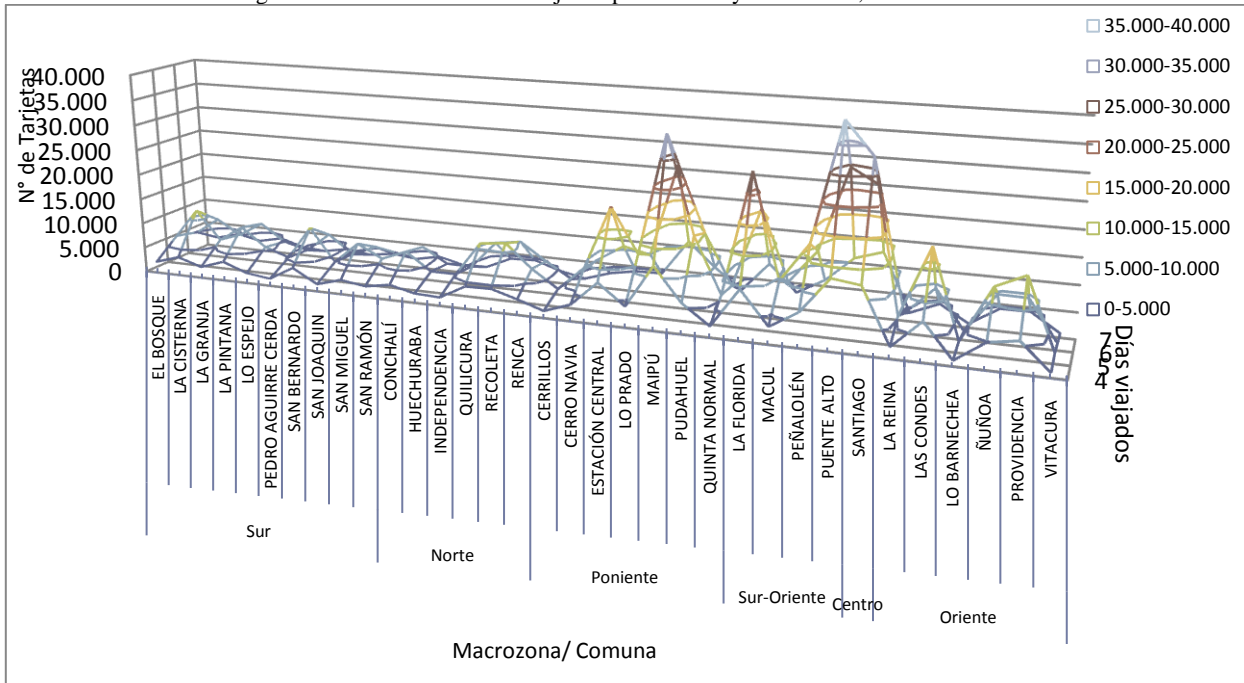
Fuente: Elaboración propia.

Figura 17: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2012



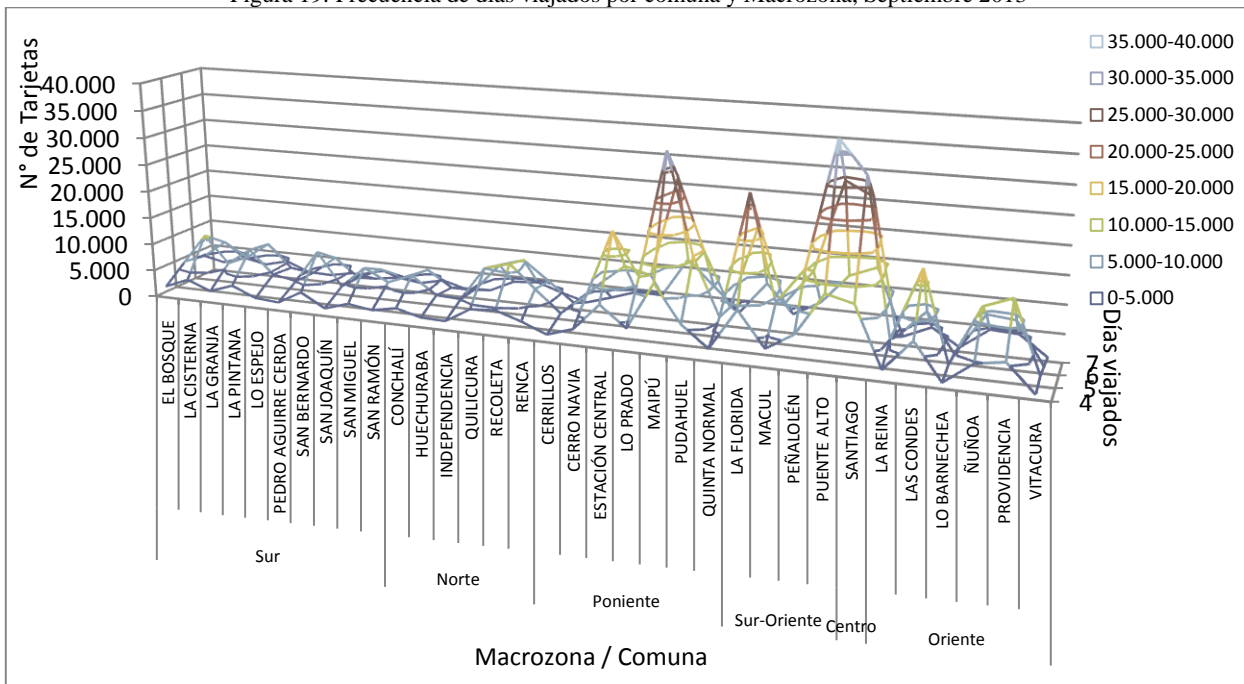
Fuente: Elaboración propia.

Figura 18: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, corte abril 2013



Fuente: Elaboración propia.

Figura 19: Frecuencia de días viajados por comuna y Macrozona, Septiembre 2013

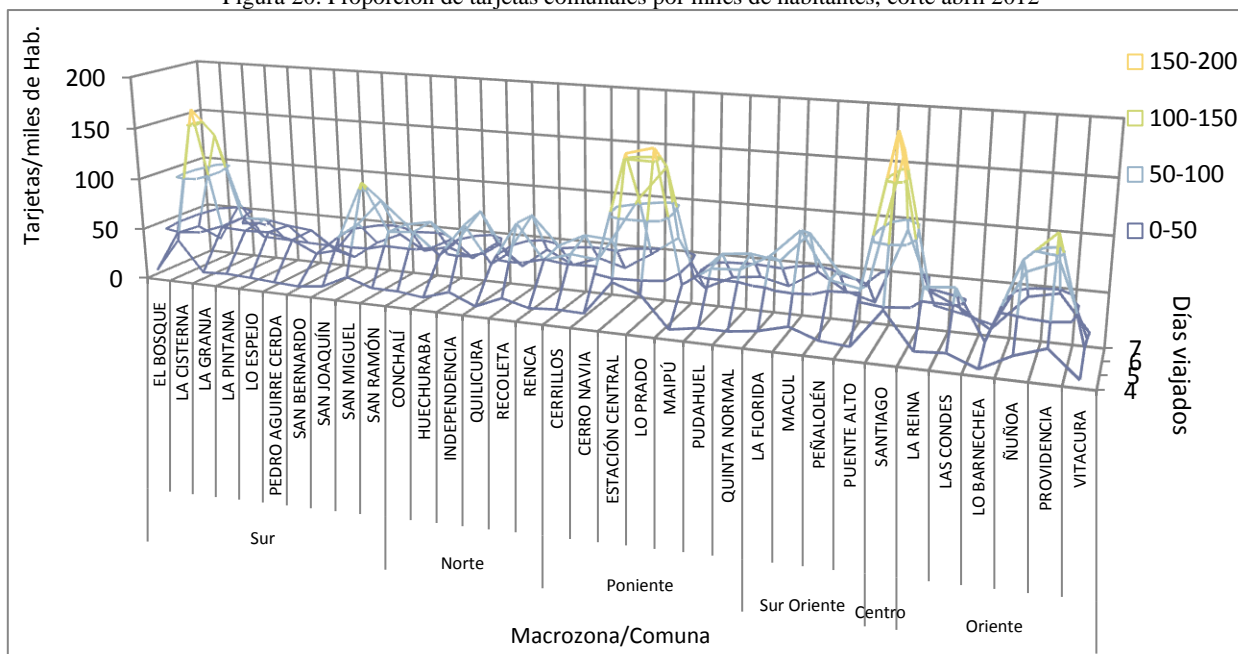


Fuente: Elaboración propia.

Los cuatro gráficos anteriores muestran la cantidad de usuarios comunales, por lo que no representan la proporción de uso en población comunal. Realizando una normalización según la población comunal se puede observar mejor este efecto. La población fue obtenida a través de la encuesta CASEN de los años 2011 y 2013, utilizando para el año 2012 la proyección estimada por el INE. Las Figuras 20 a 22 muestran la información normalizada por población comunal. Se omite el corte temporal de 2011 porque no se contó con la información de zona de residencia

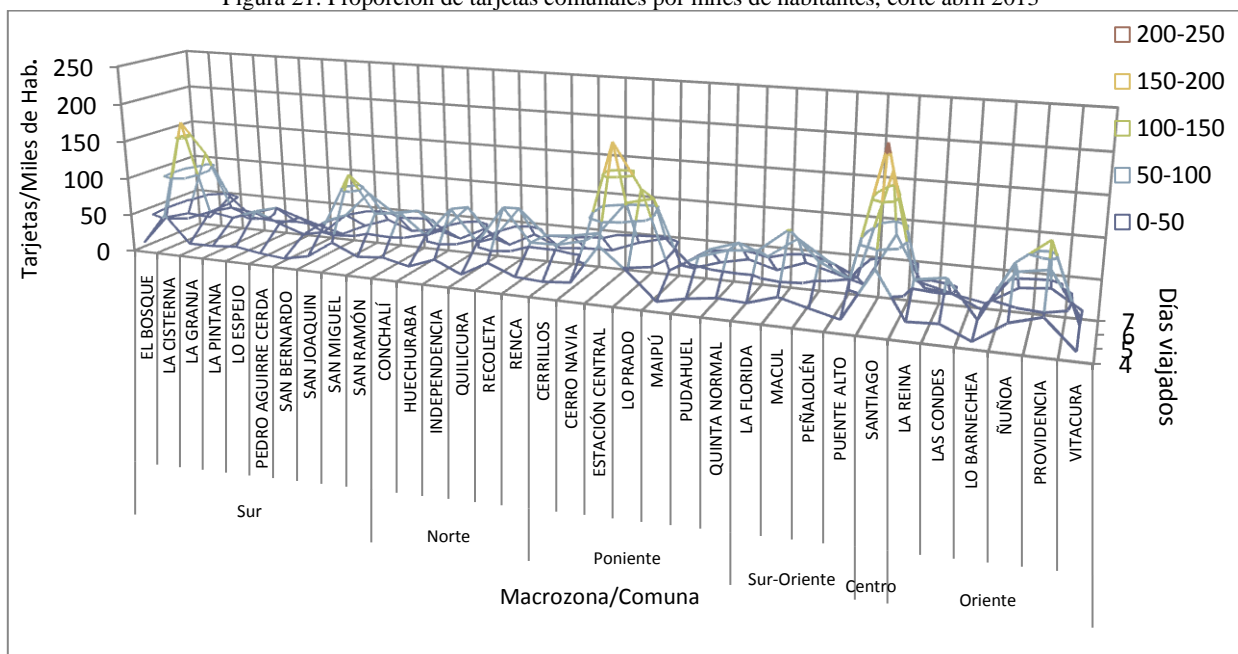
estimada para tal corte temporal, a diferencia del resto. Sin embargo, las estimaciones de zona de residencia del año 2012 corresponden a las realizadas originalmente por Amaya y que se explican en el inciso 3.4.2, mientras que las relacionadas con Abril y Septiembre de 2013 se enunciaron previamente en el presente capítulo, por lo que las cuantías de tarjetas no resultan relevantes al comparar cortes previos al 2013 con estos mismos.

Figura 20: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte abril 2012



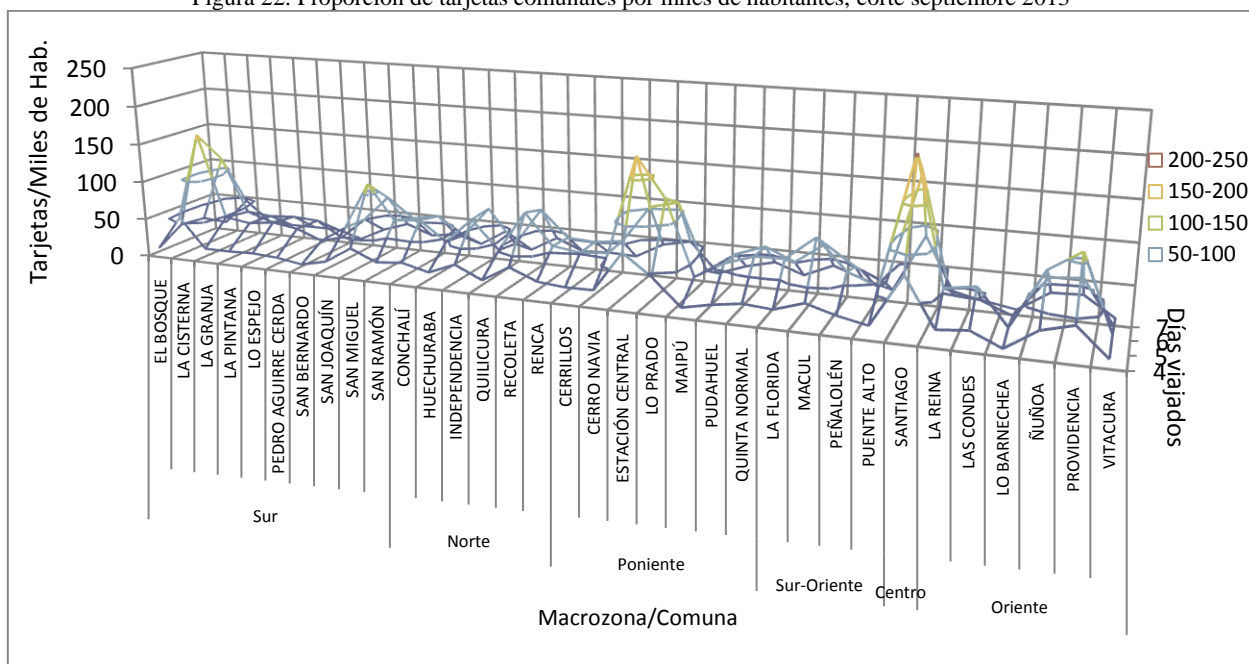
Fuente: Elaboración propia.

Figura 21: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte abril 2013



Fuente: Elaboración propia.

Figura 22: Proporción de tarjetas comunales por miles de habitantes, corte septiembre 2013



Fuente: Elaboración propia.

Al observar la cantidad de usuarios normalizados por la población comunal se puede observar una mayor cuantía en aquellas Macrozonas de menores ingresos, tales como Sur y Norte. Entre éstas cabe destacar La Cisterna, San Joaquín y San Ramón cuyos altos valores pueden deberse a la existencia de estaciones de Metro, que permiten interconectividad con el resto de las comunas, además cabe destacar las bajas tasas históricas de evasión presentes en Metro, siendo el año 2014 del 0,2%¹, muy pequeñas en comparación a las presentes en buses, tal como se pudo observar en el acápite 3.3 del presente capítulo.

3.6.2 Análisis según tipo de contrato

A continuación se analizan los datos según los contratos principales disponibles, con respecto a las cifras totales, los modos de viaje preferidos a grandes rasgos y el comportamiento de sus viajes en el tiempo.

En las Tablas 3.9 y 3.10 se muestra el número y porcentaje de tarjetas según el contrato, a partir de lo descrito en la sección 3.6, medido sobre el total de tarjetas de cada corte temporal. La primera tabla muestra los tipos de tarjetas de adultos y la segunda las de estudiantes y aquellas que cambian de contrato, sin desagregación específica.

¹Fuente: Gobierno consideró "inaceptable" la evasión masiva en el Metro (2014), Cooperativa.

Tabla 3.9: Porcentaje y cantidad de tarjetas según contrato adulto, cuatro cortes temporales

Corte temporal/ Contrato	Adultos [% del total semanal]/[Tarjetas]			
	Valor	Postpago2	Postpago3	Postpago9
2011 Abril	78,77	0,66	0,00	0,00
	2.616.198	21.907	1	21
2012 Abril	77,03	1,26	0,00	0,00
	2.533.249	41.478	1	13
2013 Abril	76,56	1,27	0,00	0,00
	2.557.054	42.462	1	69
2013 Sept.	77,58	1,37	0,00	0,00
	2.576.802	45.492	1	3

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3.10: 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 semana l]/[Tarje tas
	Media Diurno	Superior Diurno	Escolar Básica	Superior Extensión Nuevo	Escolar Básica Extensión Nuevo	Estudiante en práctica	Escolar de Recambio	Escolar de Recambio Media Superior	Escolar de Recambio Básico	
2011 Abril	5,63	10,10	3,01	0,17	0,05	0,83	0,03	-	-	0,73
	187.065	335.593	99.945	5.806	1.792	27.731	944	-	-	24.135
2012 Abril	4,36	12,11	3,14	0,02	0,01	1,14	0,08	-	-	0,83
	143.503	398.146	103.352	717	183	37.650	2.789	-	-	27.383
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
2013 Sept.	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

Como se puede observar, la mayor parte de los usuarios corresponden a Adultos con contrato “Valor” con un porcentaje cercano al 77%, seguidos por los estudiantes Superiores Diurnos que corresponden entre 10,10 y 12,72 % de los usuarios, Media Diurno entre 4,36 y 5,63 % y Escolar

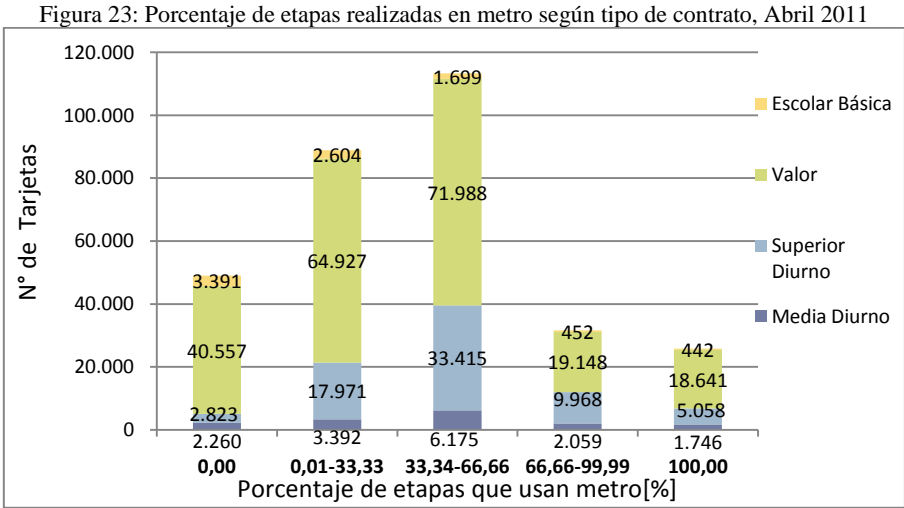
básica, entre 2,52 y 3,14%. Cabe destacar que los contratos Valor, Media Diurno, Superior Diurno y Escolar Básica constituyen aproximadamente el 97% de las tarjetas.

El porcentaje de tarjetas con contrato Postpago 2 oscila entre el 0,66 y 1,37%, que corresponden a 21.907 y 45.492 tarjetas, respectivamente. Estos usuarios aumentan a medida que pasa el tiempo, tanto en número como en porcentaje con respecto al total de cada corte.

Los estudiantes en práctica también constituyen un bajo porcentaje de la muestra (entre 0,83 y 1,14%) y están presentes como un contrato segregado en los cortes 2011 y 2012. Posteriormente se estudia el número de viajes, días viajados, porcentaje de etapas en metro o bus de estos contratos, para dilucidar si se justifica contabilizarlos en el estudio.

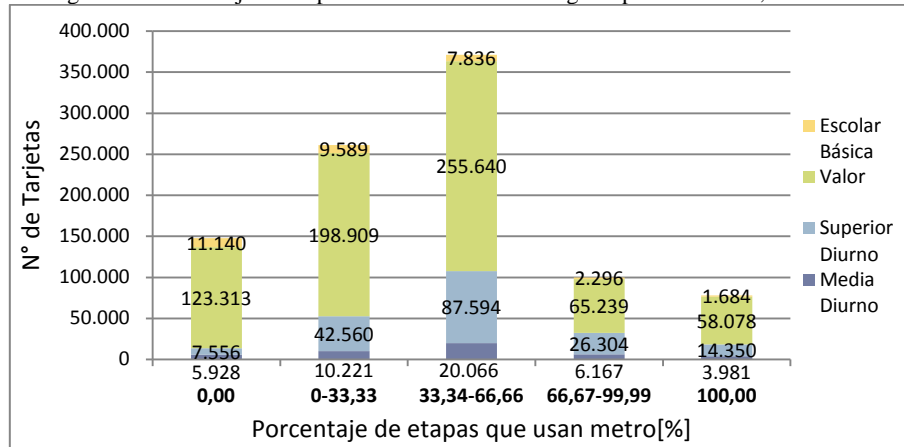
En ninguno de los casos las tarjetas que cambian de contrato dentro del corte temporal supera el 1%, lo cual permite eliminar estos datos sin miedo a perder representatividad en los datos.

Indagando según el tipo de tarjeta y el porcentaje de etapas totales realizadas en Metro se obtienen las Figuras 23 a 26. Este análisis se realiza en los usuarios frecuentes, para luego poder correlacionar la preferencia modal de los usuarios con el ingreso. Cabe destacar que los usuarios caracterizados según etapas realizadas en metro corresponden a aquellos con zona de residencia del corte temporal de Abril 2012, por lo que interesa la relación porcentual con respecto al total de tarjetas con zona de residencia para cada corte y no el total de tarjetas. Se realizó de esta manera por la disponibilidad de tal información en el momento del análisis, que no pudo ser reproducido posteriormente debido al tiempo computacional necesario, sin embargo, efectivamente es útil para identificar el porcentaje de etapas efectuadas por modo según los principales contratos en los cuatro cortes.



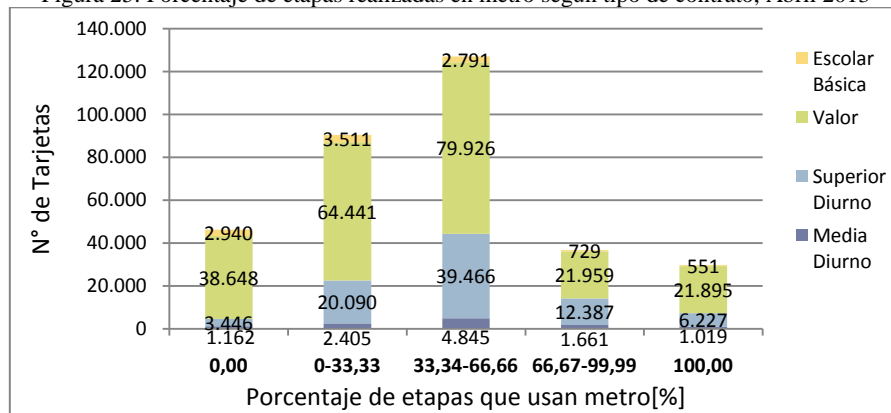
Fuente: Elaboración propia.

Figura 24: Porcentaje de etapas realizadas en metro según tipo de contrato, Abril 2012



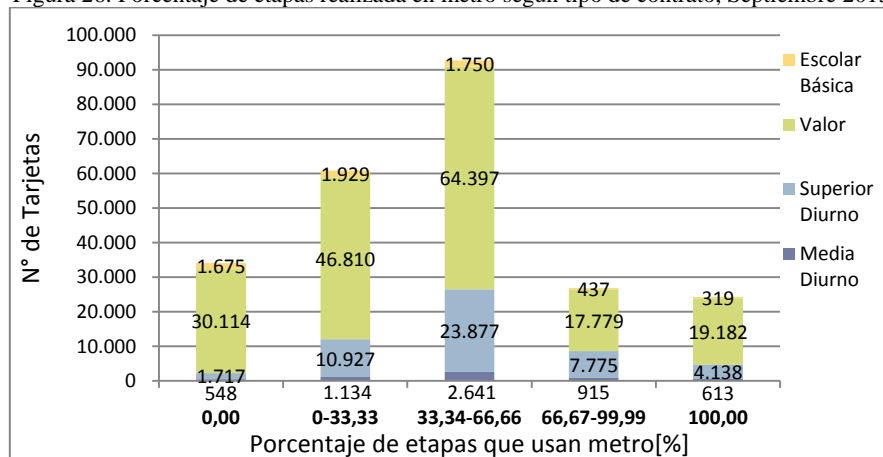
Fuente: Elaboración propia.

Figura 25: Porcentaje de etapas realizadas en metro según tipo de contrato, Abril 2013



Fuente: Elaboración propia.

Figura 26: Porcentaje de etapas realizada en metro según tipo de contrato, Septiembre 2013



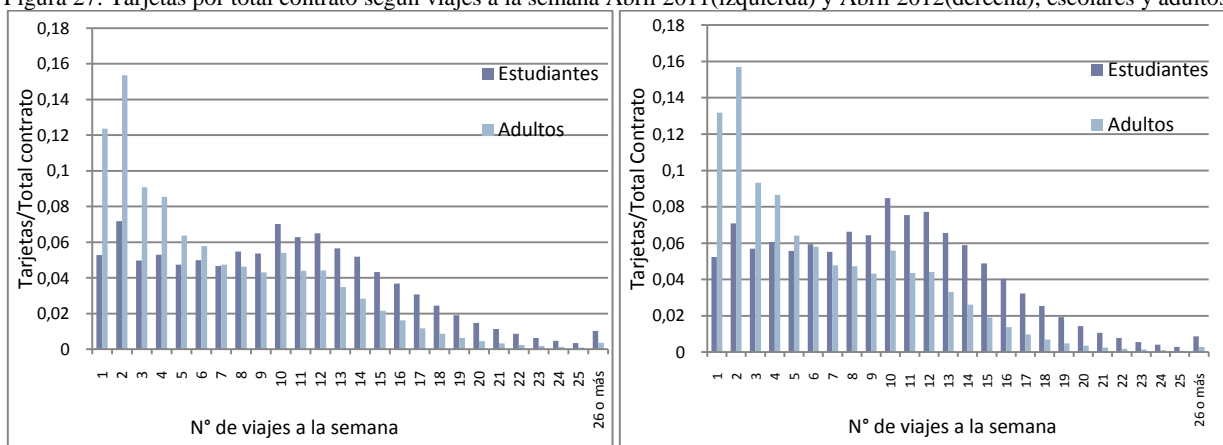
Fuente: Elaboración propia.

Los usuarios Adultos con contrato “Valor” corresponden a la mayoría de la muestra, por lo que se normalizan los datos según el total de tarjetas de cada tipo para compararlos con los usuarios escolares. El comportamiento de la curva escolar tiene menor variabilidad, esto puede deberse a la obligatoriedad de la educación escolar, media y también en parte por las jornadas de

educación superior en la que es necesario que los alumnos asistan al menos cuatro días a la semana.

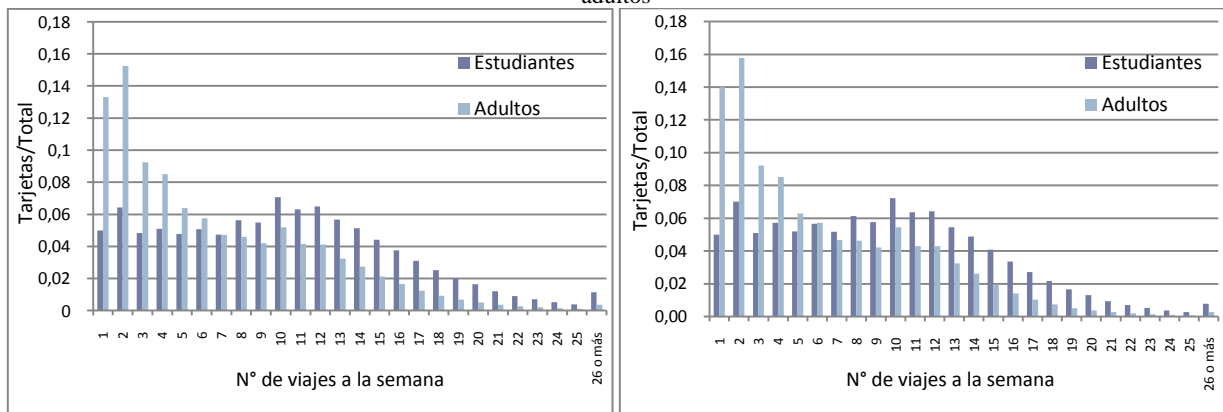
Por otro lado, los usuarios adultos presentan sus dos valores máximos de tarjetas/total contrato en uno o dos viajes a la semana, presumiblemente por la evasión del pago de tarifa o simplemente la tendencia al uso infrecuente del transporte público por los distintos tipos de actividades que realizan los usuarios adultos. Cabe destacar que el máximo global de tarjetas/contrato de estos usuarios se da en los dos viajes a la semana, probablemente viajes de ida y vuelta utilizando el transporte público. Se observa un aumento en cada corte temporal del cuociente de tarjetas por contrato en adultos que realizan un viaje a la semana, mientras que los estudiantes presentan un aumento del cuociente para usuarios que viajan más de tres días en el corte temporal de abril 2012.

Figura 27: Tarjetas por total contrato según viajes a la semana Abril 2011(izquierda) y Abril 2012(derecha), escolares y adultos



Fuente: Elaboración propia.

Figura 28: Tarjetas por total contrato según viajes a la semana Abril 2013(izquierda) y Septiembre 2013(derecha), escolares y adultos



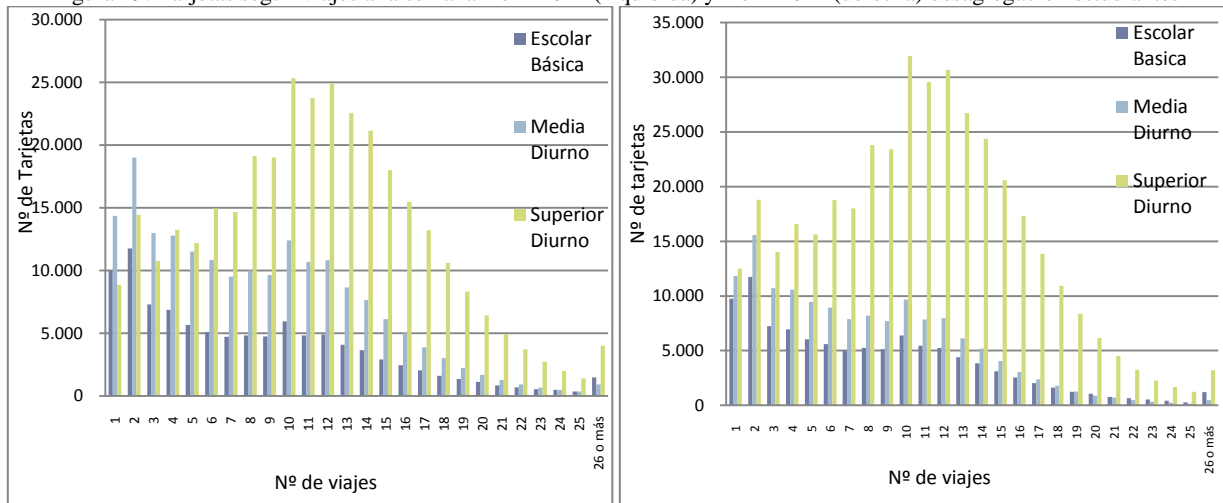
Fuente: Elaboración propia.

En las Figuras 29 y 30 se puede notar que la distribución de tarjetas según viajes a la semana en los tres contratos de estudiantes contiene una mayor cantidad de usuarios con tres o menos viajes a la semana para los estudiantes de tipo Media Diurno, en comparación con los estudiantes de tipo superior diurno. Sin embargo, al no tratarse de usuarios frecuentes el comportamiento de

estos usuarios puede ser muy heterogéneo y no es posible estudiar patrones o tendencias con seguimiento de estos usuarios.

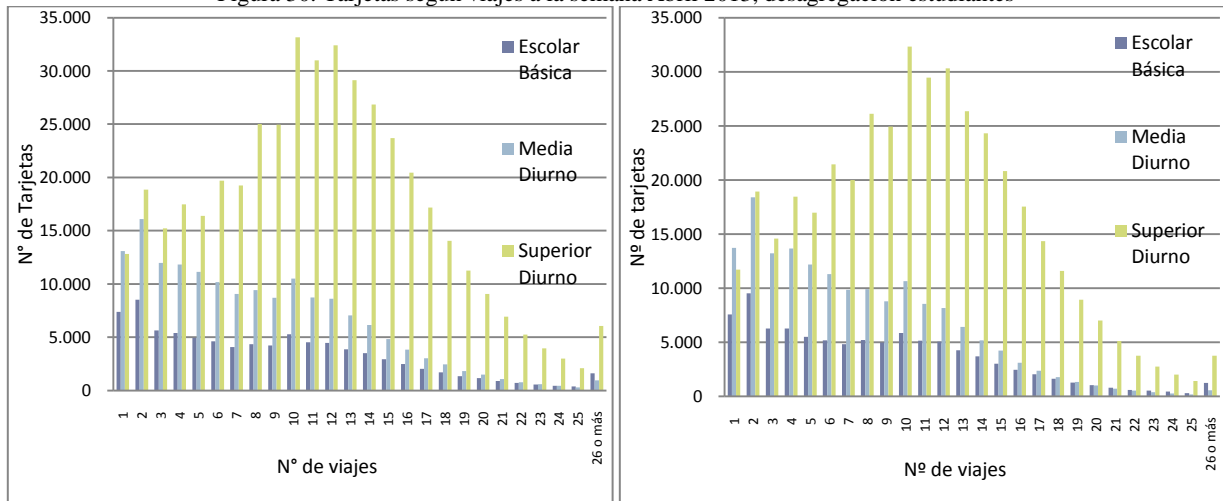
Además es posible notar la menor variabilidad de la distribución para los estudiantes Escolar Básica y Superior Diurno, posiblemente por la poca flexibilidad de las jornadas escolares, y en el caso de los estudiantes Escolar Básica la dependencia de adultos o terceros en sus viajes, que puede implicar una mayor regularidad entre cortes temporales.

Figura 29: Tarjetas según viajes a la semana Abril 2011 (izquierda) y Abril 2012 (derecha) desagregación estudiantes



Fuente: Elaboración propia.

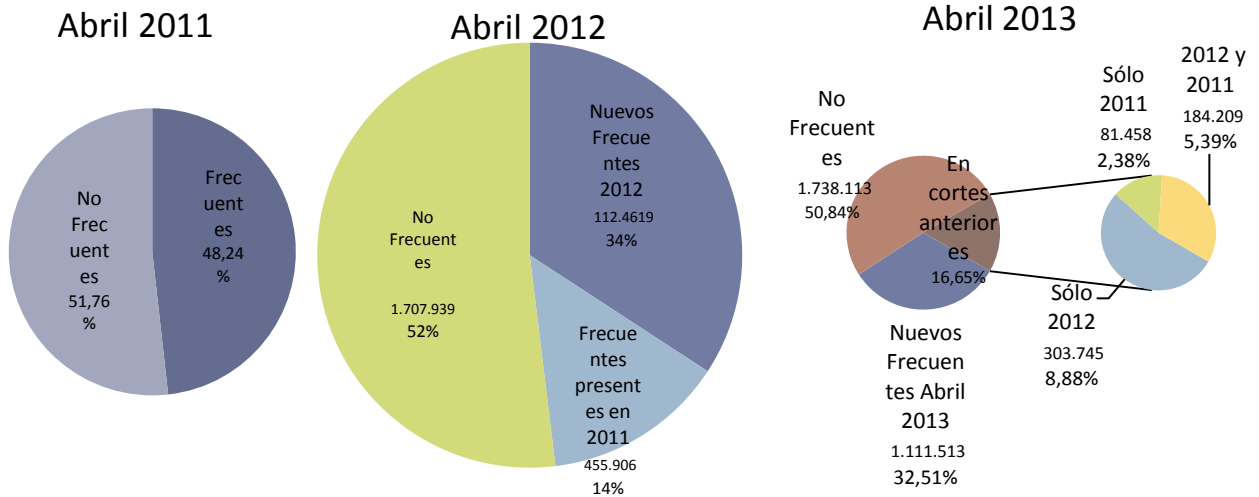
Figura 30: Tarjetas según viajes a la semana Abril 2013, desagregación estudiantes



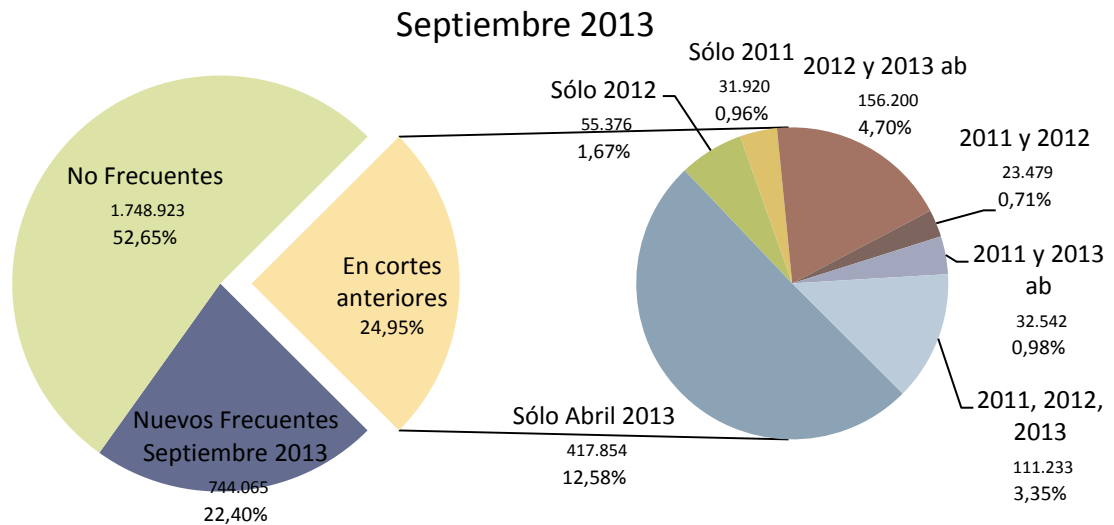
Fuente: Elaboración propia.

A continuación se muestra el comportamiento de los usuarios según su condición de frecuentes, con respecto a los cortes temporales anteriores. Esto se realiza con el fin de caracterizar a los usuarios frecuentes que serán utilizados en la modelación.

Figura 31: Permanencia de usuarios frecuentes en cortes temporales anteriores



Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

Se puede observar que la mayoría de los usuarios frecuentes del corte de Abril 2013 no se presentaban anteriormente en los cortes de 2011 y 2012, siendo exclusivamente el 5,39% del total de usuarios de Abril aquellos que hasta ese corte se presentaban en todos los previos.

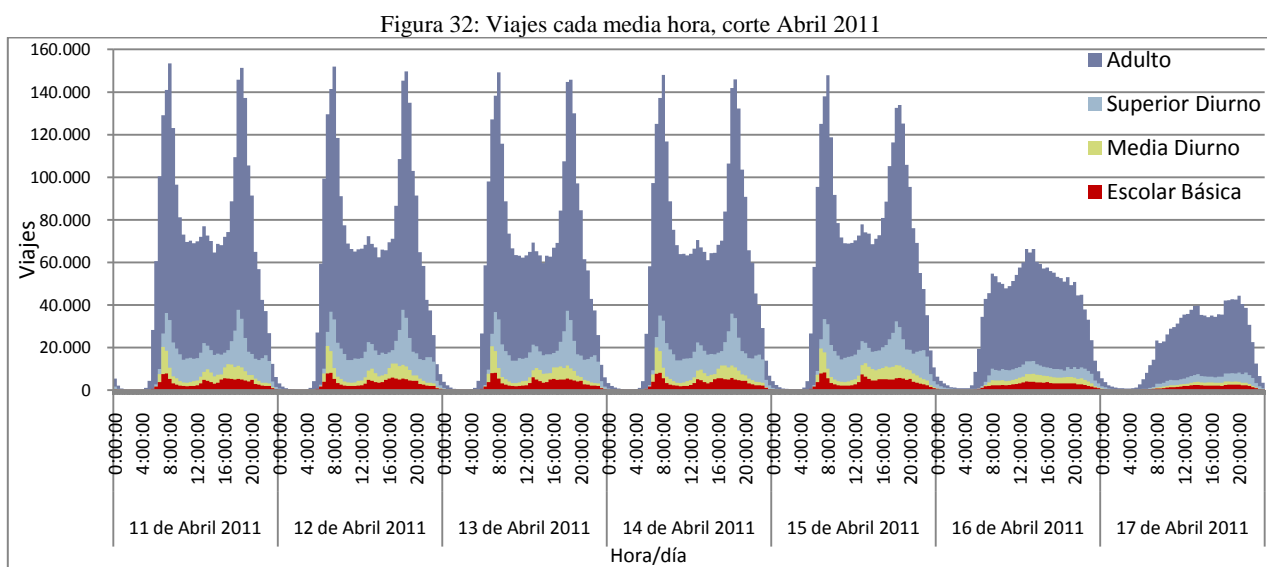
El porcentaje de los usuarios no frecuentes en los cortes temporales estudiados no varían considerablemente, rondando entre el 50,84 y 52,65%. Asimismo, no se observa una tendencia monótona al aumento o disminución porcentual de los usuarios frecuentes.

Por otro lado, desde las Figuras 32 a 35 se muestran la distribución de viajes realizados cada media hora, según el tipo de contrato. Se puede observar las horas punta mañana y punta tarde de manera más marcada en los usuarios adultos, especialmente entre los días lunes y viernes. Se observa visiblemente menor cantidad de viajes para los usuarios adultos en horario punta tarde los días viernes en comparación con el resto de los días laborales, lo que podría explicarse por la

salida temprana de la mayoría de los trabajadores este día, siendo un 50% aproximadamente el 2012 y un 66% el 2014².

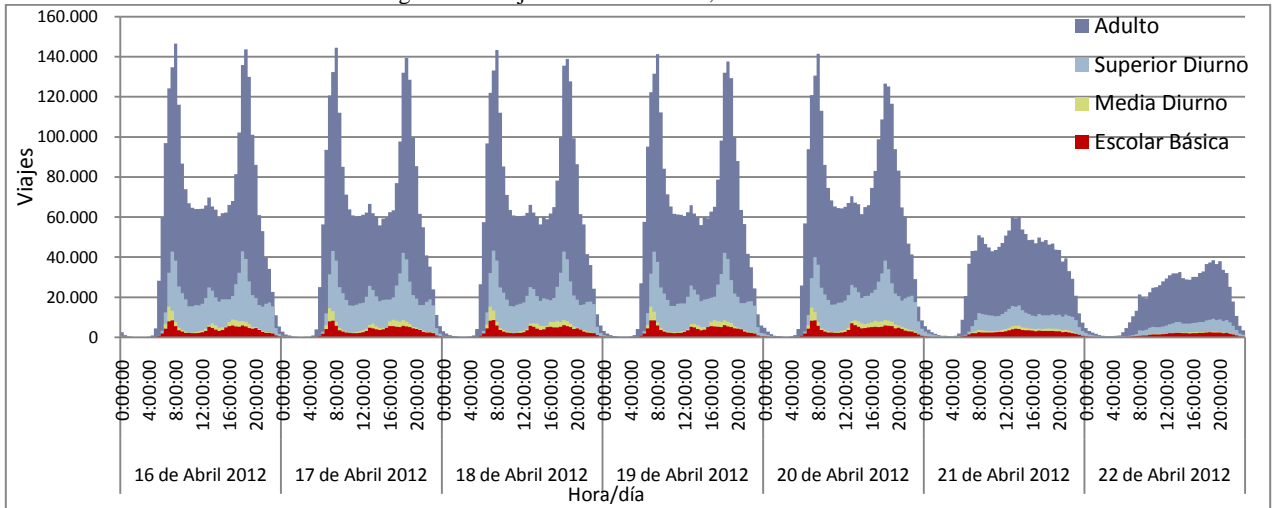
Los estudiantes de enseñanza superior en el horario punta medio día presentan una punta más distinguible en comparación al resto de los tipos de usuarios en los días laborales, como puede verse en la Figura 36 donde se observa que a partir de las 14:00 aproximadamente comienzan a presentarse más viajes en comparación a los momentos previos de la punta medio día. Esto se puede explicar en parte por los diferentes horarios de salida de este tipo de estudiantes, que pueden tener horarios muy diferentes entre sí según el establecimiento y la carrera que cursa el usuario. Además, los estudiantes superiores diurnos presentan un crecimiento de viajes a partir de las 20:00, comportamiento atribuible a los usuarios con estudios vespertinos.

Los días sábados y domingos no son similares en cuanto a sus viajes según horario, presentándose una punta mañana y punta medio día más acentuadas los días sábado, mientras que los días domingo se observa una punta medio día y punta tarde más dispersa para los usuarios adultos. Los sábados a partir de las 14:00 hrs aproximadamente empiezan a decrecer los viajes de los adultos, mientras que los estudiantes presentan una punta tarde más marcada, con un menor decrecimiento de viajes a partir de las 14:00 hrs. Los días domingo los usuarios adultos presentan una punta concentrada en la tarde, posiblemente por la realización de viajes recreativos.



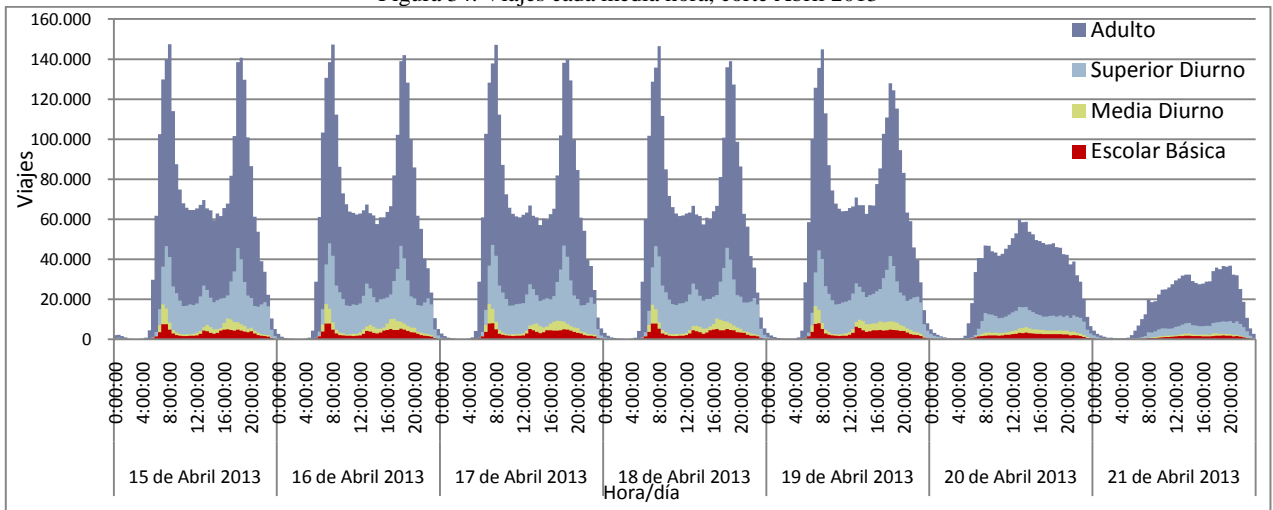
²Fuente: Estudio asegura que una cada tres empresas chilenas ofrece horario flexible a sus empleados (2014). La Tercera.

Figura 33: Viajes cada media hora, corte Abril 2012



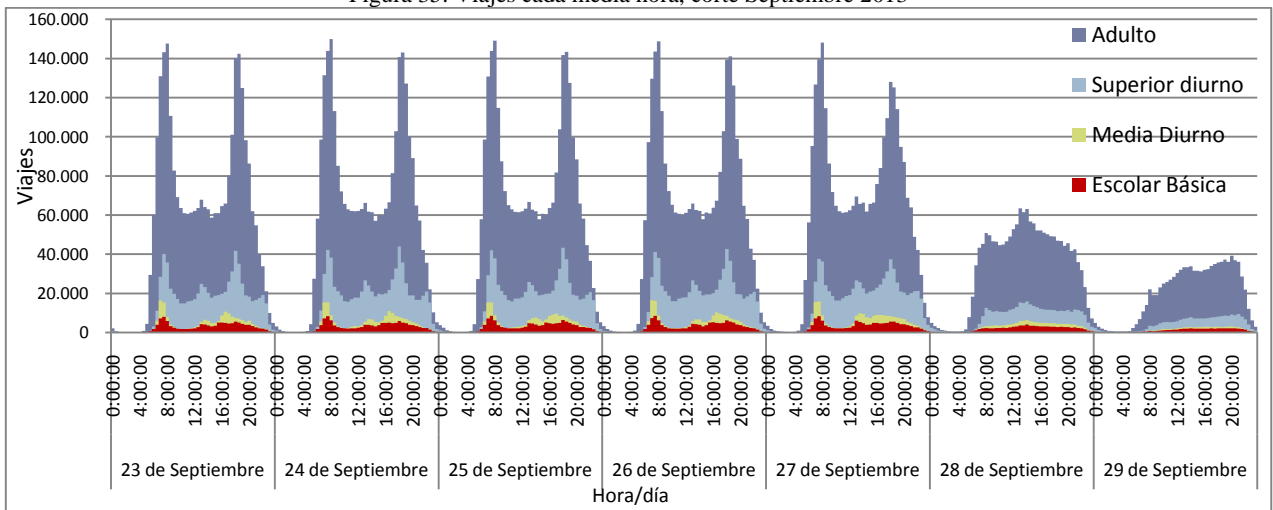
Fuente: Elaboración propia

Figura 34: Viajes cada media hora, corte Abril 2013



Fuente: Elaboración propia.

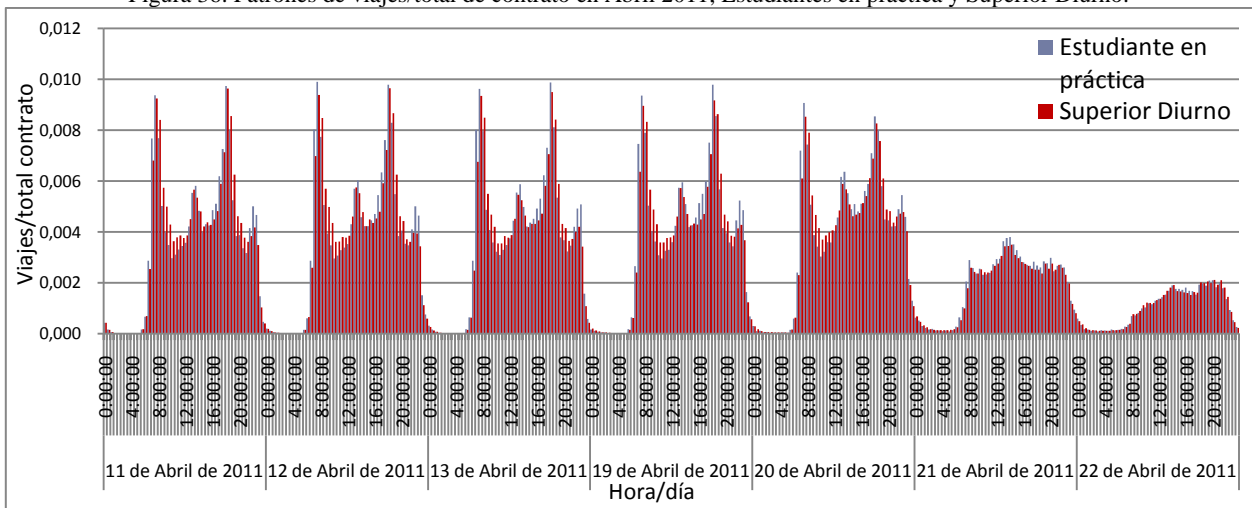
Figura 35: Viajes cada media hora, corte Septiembre 2013



Fuente: Elaboración propia.

Las tarjetas con contrato de estudiantes en práctica poseen un patrón de viajes semanal muy similar a aquellos con tarjetas Superior Diurno, salvo en el horario laboral de punta tarde, donde presentan levemente una mayor cantidad de tarjetas/total de usuarios. Esto se puede observar en la Figura 36, donde se muestran los viajes divididos por la cantidad de total de tarjetas según contrato, con el fin de comparar ambos contratos que poseen cantidades muy diferentes de tarjetas, como se observa en Tabla 3.10. En los cortes temporales del año 2013 este tipo de contrato no se presenta, por lo que se intuye que al realizar el proceso de extensión tarifaria en Febrero el contrato sigue siendo válido posteriormente. Esto se muestra en la Figura 36 para el corte temporal de Abril 2011, siendo para el corte temporal de Abril 2012 un comportamiento es análogo, por lo que no se incluye en este trabajo.

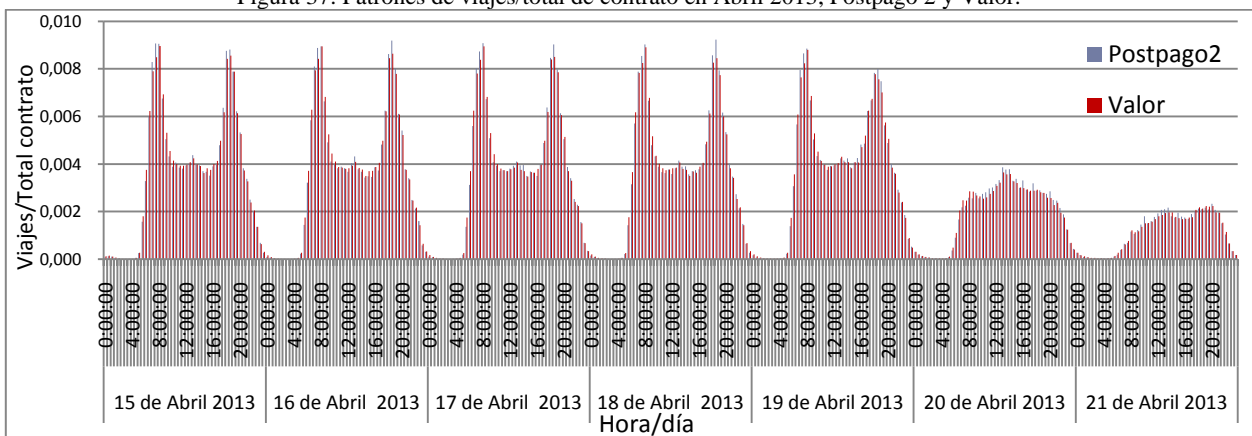
Figura 36: Patrones de viajes/total de contrato en Abril 2011, Estudiantes en práctica y Superior Diurno.



Fuente: Elaboración propia.

De manera análoga, en la Figura 37 se muestra la comparación del patrón de viajes/total contrato entre las tarjetas postpago y aquellas con contrato valor, correspondientes a los usuarios adultos más números en la muestra. No se perciben grandes diferencias entre ambos patrones, como se observa entre diferentes tipos de estudiantes, por lo que la muestra a utilizar en la modelación contabilizará exclusivamente los usuarios de contrato valor.

Figura 37: Patrones de viajes/total de contrato en Abril 2013, Postpago 2 y Valor.



Fuente: Elaboración propia.

Capítulo 4

Metodología y aplicación

En el presente capítulo se muestran las consideraciones metodológicas y muestrales utilizadas posteriormente en el modelo econométrico.

Se estudian los cortes temporales correspondientes a Abril 2013 y Septiembre 2013. Se escogen ambos cortes temporales por su compatibilidad de información disponible (no presente con los cortes temporales del 2011 y 2012), disponibilidad de estimaciones de zona de residencia, el término del sistema de troncales y alimentadores de Transantiago³, codificación de contratos y el tipo de formato de las tablas de datos. Otros factores influyentes en la elección de estos cortes corresponde a la cercanía temporal entre ellos, permitiendo asumir que las actividades realizadas por los usuarios no cambian radicalmente y además el hecho de ser los cortes temporales disponibles más recientes.

En particular se observa el cambio de comportamiento de los usuarios frecuentes (usuarios que viajan 4 o más días a la semana) del corte temporal de Abril 2013 y su posterior conducta: aumento (o mantención) y disminución de uso o fuga del Sistema de Transporte Público. Esto se mide en cuanto al cambio del cociente entre la cantidad de viajes realizados en la semana y los días de la semana viajados, considerando además una holgura en esta medida de comportamiento, para evitar contabilizar como un cambio de conducta la variación pequeña en sus viajes o días viajados.

Se detalla la desagregación de tarjetas a utilizar en cuanto a contratos y la eliminación de un subconjunto de ellas según criterios de representatividad de la muestra y el uso evidente de diferentes usuarios de la misma tarjeta, lo cual impide estudiar el cambio de comportamiento de un usuario en particular.

Se filtran los usuarios según diferencias entre cortes temporales de contrato y comuna de residencia, tarjetas sin estimación de zona de residencia, con más de dos etapas sin estimación de bajada o en casos en que no se pueden asociar variables explicativas a cada usuario.

Se extraen muestras aleatorias estratificadas de ambos cortes para conservar la permanencia de los usuarios en el tiempo. Estos usuarios se dividen posteriormente según su tipo de tarjeta (estudiante-adulto) y quintil de ingreso estimado. Para cada grupo tipo de tarjeta-quintil se calibran modelos Logit Multinomial, con las dos opciones: cambio o mantención de comportamiento previamente enunciado y se comenta sobre el ajuste obtenido, la capacidad de reproducir la realidad, las variables explicativas significativas y su interpretación en cada modelo.

Para extraer la muestra de las bases de datos, se utilizó el Software de gestión de bases de datos *PostgreSQL*, pues es libre, permite manejar eficazmente grandes bases de datos, posibilitando la interrelación entre ellas, la visualización de los resultados y el uso de la misma tabla de datos en distintas ocasiones.

4.1 Tratamiento de usuarios

La muestra de usuarios se divide en quintiles de ingreso del año 2013. Éstos son calculados a través de una actualización de los quintiles de la encuesta CASEN 2011 utilizando el IPC de Agosto 2013.

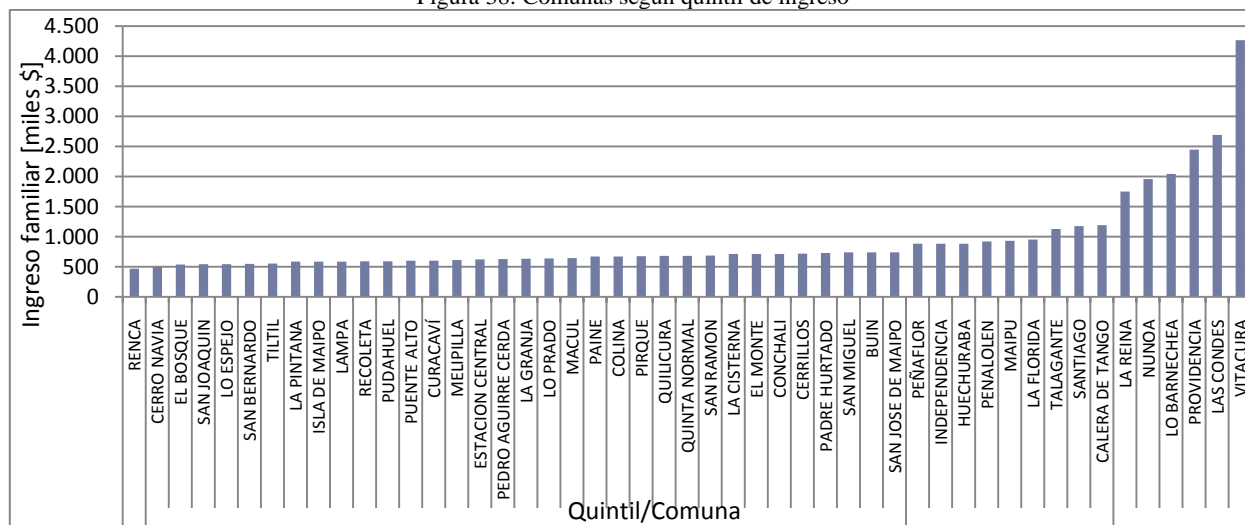
Tabla 4.1: Quintiles de ingreso de 2013

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 dividen a los usuarios en quintiles según el ingreso comunal asociado a la encuesta CASEN 2013. Esto se puede observar en la Figura 38, donde se ordenan crecientemente las comunas según el ingreso promedio del hogar.

Figura 38: Comunas según quintil de ingreso



Fuente: Elaboración propia a partir de datos CASEN 2013.

³ A pesar de que el diseño alimentador-troncal finalizó en Marzo de 2012, este corte temporal incluyen la codificación previa.

La única comuna que presenta un ingreso promedio del hogar dentro de los rangos del segundo quintil corresponde a Renca, con un ingreso per cápita de \$116.186. Según estadísticas del MINVU, esta comuna presenta un porcentaje de uso de transporte público del 62,0% el año 2010, un índice de Gini bajo (ver Figura 15) que indica la homogeneidad de ingresos en sus habitantes y el tercer índice de pobreza (20,7%) más alto de la Región Metropolitana medido en el año 2013 según CASEN. Este último se mide como el porcentaje de hogares cuyos ingresos no son suficientes para satisfacer sus necesidades básicas.

Si bien Cerro Navia presenta un ingreso comunal cercano al límite establecido del segundo quintil (diferencia de \$16.171), no se considera en él por la diferencia de características que presenta con Renca, pues tiene un índice de pobreza bastante menor (14,6%) y un menor uso de transporte público (60,5%) medido en el 2010, por lo que estas diferencias pueden determinar un comportamiento distinto entre los usuarios comunales.

En esta división por quintiles destaca el tercer quintil, el cual contiene 33 comunas, que debido a su heterogeneidad de localización y características, se estudia con *Dummies* particulares en la modelación.

Las comunas del quinto quintil coinciden con aquellas de la Macrozona Oriente. La comuna con menor ingreso corresponde a La Reina, cuyo ingreso promedio del hogar se diferencia con el máximo ingreso del cuarto quintil en \$557.365.

Para obtener las muestras de usuarios-ingresos, se realizan diferentes filtros para evitar sesgos, inconsistencias y conclusiones incorrectas sobre los usuarios.

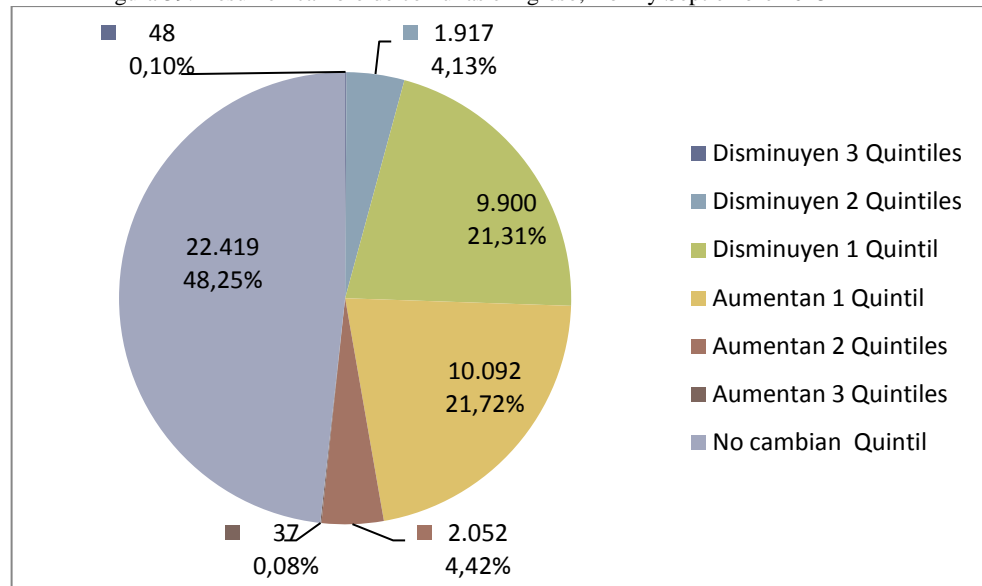
Los usuarios a estudiar se dividen en Adultos y Estudiantes: Superiores Diurnos, Media Diurno y de Enseñanza Básica. A pesar de que existen otros tipos de tarjetas estudiante, como Escolar de Recambio Media-Superior, Recambio Básico y Superior en Extensión Nuevo, estas tarjetas no serán consideradas en el análisis pues son utilizadas por diversos usuarios, por lo que recogen transacciones de distintas personas y la disminución del uso o desaparición de la tarjeta dentro del sistema no refleja un comportamiento individual de los usuarios. Los usuarios adultos se restringen a tarjetas sin contrato de postpago, debido a la baja cantidad de tarjetas en comparación a todos los datos, la similitud de comportamiento con las tarjetas de contrato “Valor” en cuanto a sus viajes y días viajados, tal como se pudo observar en el Capítulo anterior.

Uno de los supuestos de la asignación de ingreso según zona de residencia consiste en la conservación del lugar de vivienda en los cortes temporales, supuesto razonable en el corto-mediano plazo estudiado (Abril-Septiembre de 2013). Por esto se eliminan usuarios con diferentes estimaciones de zona de residencia en ambos cortes, lo que potencialmente provocaría una inconsistencia de ingreso estimado. Como hasta la fecha no existe certeza sobre la exactitud comparativa de la estimación zona de residencia entre cortes temporales, no se prefiere la estimación de un corte por sobre otro.

Las tarjetas que cambian la comuna de residencia son 46.465, lo que corresponde al 2,88% de las tarjetas frecuentes de Abril 2013. Comparando con las tarjetas frecuentes de Abril con

estimación de residencia, éstas son el 4,64% y el 9,41% de las tarjetas frecuentes en Abril que continúan viajando en Septiembre.

Figura 39: Resumen cambio de comunas e ingreso, Abril y Septiembre 2013



Fuente: Elaboración Propia.

Tal como se observa en la Figura 39, la mayoría (48,25%) de los usuarios con estimaciones de comuna de residencia diferente en ambos cortes mantienen el quintil de ingreso. Sin embargo, en la modelación se consideran variables que dependen de la comuna en particular, como la tasa de motorización comunal y dummies, por lo que estas tarjetas son eliminadas del estudio.

Adicionalmente, se excluyeron del estudio aquellas tarjetas a las cuales no se les pudo asociar una unidad de negocio, pues no se pueden asignar los índices de calidad de servicio. Esto ocurre porque la codificación de servicios y paraderos no es completamente compatible con la base de datos que los relaciona con sus unidades de negocio, o bien algunas zonas pagas contienen operadores secundarios, como se explica en el acápite 4.3.

También se excluyen las tarjetas con diferentes contratos entre Abril y Septiembre. Estos corresponden a un bajo porcentaje de usuarios con respecto a cada tipo de tarjeta, lo que impide estudiar el efecto del cambio de tarifa para el mismo usuario. Estas diferencias pueden corresponder a errores de la tarjeta *bip!* o vulnerabilidades del sistema de estas tarjetas inteligentes. Además, estos cambios de contratos pueden implicar una diferencia de actividades realizadas por el usuario entre cortes temporales (por ejemplo, estudiantes Superiores Diurnos que abandonan o terminan sus estudios), por lo que su diferencia de comportamiento no puede ser explicado por las variables a modelar.

Los detalles de cambios de contrato entre Abril y Septiembre de 2013 se muestran en la Tabla 4.2.

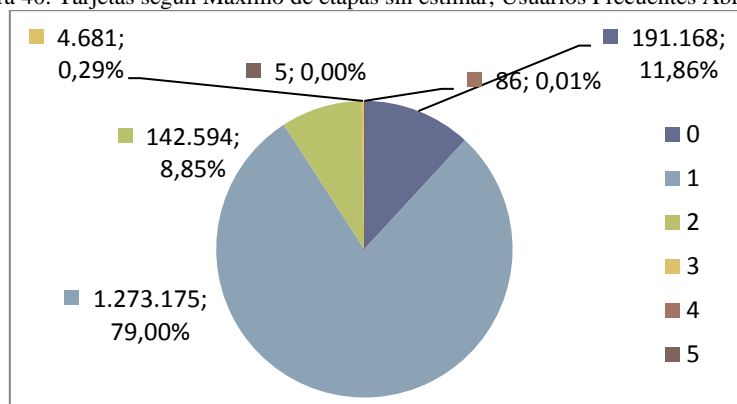
Tabla 4.2: Cambios de contrato entre Abril y Septiembre 2013

Cambio Tipo tarjeta	Cambio de Contrato	Tarjetas	Porcentaje c/r al contrato inicial [%]	Tarjetas según tipo	Total	
Cambio Estudiantes	Estudiante a Adulto	Superior Diurno a Adulto	13.301	6,82	16.705	16.721
		Media Diurno a Adulto	3.213	6,10		
		Escolar Básica a Adulto	110	0,37		
		Escolar recambio Media-Superior a Adulto	68	0,43		
		Escolar recambio Básico a Adulto	1	0,09		
		Escolar Superior a Superior Extensión Nuevo	12	1,23		
	Estudiante a otro tipo de Estudiante	Superior, Diurno a Media Diurno	3	0,00	16	
		Media Diurno a Superior Diurno	2	0,00		
		Escolar Superior Extensión Nuevo a Escolar de Recambio Media-Superior	10	1,02		
		Escolar Básica Extensión Nuevo A Escolar de Recambio Básico	1	1,16		
Cambio Adultos	Adulto a Estudiante	Adulto a Superior a Diurno	155	0,02	168	717
		Adulto a Media Diurno	10	0,00		
		Adulto a Escolar Básico	2	0,00		
		Adulto a Escolar de Recambio Media-Superior	1	0,00		
	Adulto a Convenio	CPP2 a Adulto	512	3,92	549	
		CPP9 a Adulto	1	2,00		
		Adulto a CPP2	36	0,01		

Fuente: Elaboración Propia.

Adicionalmente, se excluyen del estudio las tarjetas con dos o más etapas sin estimación de bajada en alguno de sus viajes. No se eliminaron las tarjetas con una etapa sin estimación de bajada, pues corresponden a la mayor parte de las tarjetas y no se desea perder representatividad de la muestra total; sin embargo, esto puede implicar subestimaciones de los indicadores de calidad de servicio, pues al carecer de la estimación de bajada en una etapa no se tienen los correspondientes tiempos de espera, caminata, viaje y por consiguiente, el máximo de estas variables podrían corresponder a esta etapa en que se ignora la información.

Figura 40: Tarjetas según Máximo de etapas sin estimar, Usuarios Frecuentes Abril 2013



Fuente: Elaboración propia.

Cada uno de los conjuntos ingreso-tipo de tarjeta se obtiene extrayendo tarjetas a través de muestreo aleatorio estratificado, contabilizando dos estratos: usuarios que viajan Sólo Abril y aquellos que viajan Abril y Septiembre. Esto se realiza para incorporar de mejor manera el comportamiento de los usuarios y no sub-representar a aquellos que continuaron viajando en Septiembre.

Luego de aplicar los filtros se extrae el 20% de los datos resultantes, correspondiendo a 237.672 usuarios para conformar la muestra final. Cabe destacar que ninguna comuna de Santiago presenta ingresos promedio correspondientes al primer quintil.

Tabla 4.3: Cantidad de usuarios por tipo de tarjeta y quintil

Tipo Tarjeta-Ingreso	Cantidad usuarios
Estudiantes-2do Quintil	1.242
Estudiantes-3er Quintil	43.008
Estudiantes-4to Quintil	27.358
Estudiantes-5to Quintil	11.076
Adultos-2do Quintil	2.854
Adultos-3er Quintil	81.609
Adultos-4to Quintil	48.531
Adultos-5to Quintil	21.994

Fuente: Elaboración propia.

4.2 Tratamiento de variables

Para asignar los indicadores de calidad de servicio desarrollados por Núñez (2015) a cada tarjeta, se utilizó el máximo valor de cada uno de ellos, dado que esto indicaría la peor experiencia para cada usuario.

Además, se filtran las tarjetas con máximo tiempo de viaje igual a cero, pues no permite incluir el efecto de las variables *dummies* según rangos de duración del viaje, ni la proporción de uso del modo bus.

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. De esta manera, se enuncia el significado de cada variable *Dummy*:

$$D_{bus\ y\ metro} = \begin{cases} 1 & \text{Utiliza ambos modos} \\ 0 & \text{Utiliza sólo metro o sólo bus} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$D_{sólo\ bus\ (metro)} = \begin{cases} 1 & \text{En todas sus etapas utiliza bus (metro)} \\ 0 & \text{En alguna etapa o en todas usa metro(bus)} \end{cases} \quad (4.2)$$

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

$$D_{ocupa\ bus\ (metro)} = 1 - D_{sólo\ metro\ (bus)} \quad (4.3)$$

4.3 Tratamiento de índices

Los atributos de los Indicadores de Cumplimiento de la Oferta Planificada utilizados, ICR e ICF, se entregaron para cada día, según las siete Unidades de Negocio y los 29 periodos disponibles. Se estudió la correlación entre estos indicadores, la desviación estándar de cada uno según día de la semana, periodo y tipo de día (Laboral, Sábado o Domingo); para dilucidar el nivel de desagregación a utilizar, minimizando el tiempo computacional y operaciones a realizar sobre la muestra, pero aprovechando la riqueza de información.

Se concluye que los indicadores del mismo periodo entre días laborales tienen muy poca dispersión, por lo que es preferible promediar los valores entre días laborales y asignar los índices según los 29 periodos y las siete unidades de negocio.

Por otro lado, los atributos de los índices de Calidad en Ruta, ICA e ICV, se entregaron por unidad de negocio y por mes, datado el día 13 de cada uno de ellos.

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). Estos atributos se muestran en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4: Atributos eliminados de Indicadores de Calidad en Ruta

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

Fuente: Elaboración propia a partir de Coordinación General de Transportes de Santiago (2013a) y (2013b).

En ambos casos se asignan los indicadores respectivos a cada tarjeta según la unidad de negocio más utilizada por el usuario de acuerdo a la mayor cantidad de etapas. En caso de tener igual cantidad, se escoge aquella con menor cuantía de índice, es decir, la unidad de negocio peor evaluada. Esto se realiza para evaluar la peor calidad de servicio o de cumplimiento de oferta percibido por el usuario en varias de sus etapas de viaje.

Los viajes realizados en Zonas Pagas pueden no contar con un servicio asociado, por lo que la determinación de la unidad de negocio se realiza de manera diferente. Cada zona paga contiene hasta cuatro unidades de negocio: una principal y tres secundarias. Se excluyen aquellas tarjetas cuya moda de etapas se presenta en Zonas Pagas que incluyen unidades de negocio secundarias, por la posible asignación errónea de los indicadores de calidad de servicio y cumplimiento de oferta. Sin embargo, solamente 19 de las 131 Zonas Pagas vigentes en Abril 2013 contienen unidades de negocio secundarias.

4.4 Modelación

Para modelar el cambio o la permanencia de comportamiento de cada usuario, se utiliza la formulación del Modelo Logit Multinomial, con dos elecciones:

- Cambia: Disminuye la tasa de viajes por día (con cierta holgura), o bien desaparece del sistema en el segundo corte temporal
- Mantiene: Aumenta o conserva la tasa de viajes por día, nuevamente con un porcentaje de holgura medido sobre la tasa correspondiente a Abril.

Esta formulación está dada por:

$$P(i/A_q) = \frac{e^{\mu V_{iq}}}{\sum_{j \in A_q} e^{\mu V_{jq}}} = \frac{e^{\mu \sum_k \theta_{ki} X_{k iq}}}{\sum_{j \in A_q} e^{\mu \sum_k \theta_{kj} X_{k jq}}} = \frac{e^{\sum_k \theta'_{ki} X_{k iq}}}{\sum_{j \in A_q} e^{\sum_k \theta'_{kj} X_{k jq}}} \quad (4.4)$$

Este modelo supone que los individuos son homogéneos, racionales y eligen la alternativa que maximiza su utilidad neta personal.

Donde:

A_q : Conjunto de alternativas disponibles para el individuo q . Cada una de ellas tiene asociada una utilidad U_{jq} para cada individuo.

μ : Factor de escala no identificable.

V_{iq} : Utilidad sistemática de la alternativa i , es función de los atributos medibles X . Donde $U_{jq} = V_{jq} + \varepsilon_{jq}$.

ε_{jq} : Residuos, variables aleatorias con media cero y distribución *i.i.d.* Gumbel.

θ'_{ki} : Parámetro de cada atributo, donde $\theta'_{ki} = \mu \cdot \theta_{ki}$.

$X_{k iq}$: Atributo medible k , del individuo q y de la alternativa i .

La formulación de la utilidad V corresponde a dos opciones:

$$V = \begin{cases} V_{cambia, q} = \theta_{cambia} + \sum_k \theta_{kj} X_{k, Mantiene, q} \\ V_{Mantiene, q} = \theta_{Mantiene} \end{cases} \quad (4.5)$$

La consideración de cambio de comportamiento de viajes/día es contabilizada con cierta holgura con respecto a los viajes por día de abril. Esto se realiza para evitar la subestimación del cambio, por pequeñas disminuciones en los viajes o bien por un día más viajado en el mes inicial.

Por lo tanto, se modela como un cambio en el comportamiento del usuario si:

$$\frac{\text{Viajes Sep}}{\text{Días viajados Sep}} - \frac{\text{Viajes Abril}}{\text{Días viajados Abr}} < -0,25 \cdot \frac{\text{Viajes Abril}}{\text{Días viajados Abr}} \quad (4.6)$$

Se analizan los modelos obtenidos en cuanto a la cuantía y signo de los parámetros estimados, comparándolos en cuanto a ingreso y tipo de tarjeta. Se utiliza el indicador First Preference Recovery FPR, medida agregada que muestra el número de casos que efectivamente escogen la opción con mayor probabilidad dada por el modelo.

Se utiliza además el FPR con una probabilidad de 60% y 75% de escoger la alternativa “Cambia”. Esto es para determinar la sensibilidad del modelo con respecto a esta probabilidad de elección, considerando que el cambio de comportamiento puede establecerse erróneamente para usuarios con una alta cantidad de viajes inicial.

Asimismo se utiliza el indicador de bondad de ajuste ρ^2 el cual es calculado según la fórmula:

$$\rho^2 = 1 - \frac{l^*(\theta)}{l^*(0)} \quad (4.7)$$

Donde:

$l^*(\theta)$: Log-verosimilitud máxima.

$l^*(0)$: Log-verosimilitud del modelo equiprobable.

Sin embargo, los resultados de ρ^2 dependen de la partición de mercado observada, por lo que no es correcto aceptar o rechazar un modelo basado exclusivamente en este indicador. En la Tabla 4.5 se muestran las cotas mínimas de las alternativas binarias según la proporción de la muestra que selecciona cada una. Por esto, el indicador impide la comparación del ajuste entre modelos con diferentes proporciones de elección en las alternativas.

Tabla 4.5: Valores mínimos de rho-cuadrado según particiones de mercado.

Proporción de la muestra seleccionando la primera alternativa	Proporción de la muestra seleccionando la segunda alternativa	Valor mínimo de rho-cuadrado
0,50	0,50	0,00
0,60	0,40	0,03
0,70	0,30	0,12
0,80	0,20	0,28
0,90	0,10	0,53
0,95	0,05	0,71

Fuente: Tardiff (1976)

Los valores de ρ^2 en casos con valor mínimo de la variable igual a 0 no presentan cuantías análogas a la bondad de ajuste R^2 , siendo éstos últimos mayores. Se considera un buen ajuste de ρ^2 los valores comprendidos entre 0,2 y 0,3 (McFadden, 1976).

Se utiliza el indicador rho cuadrado ajustado $\bar{\rho}^2$ definido como:

$$\bar{\rho}^2 = 1 - \frac{l^*(\theta)}{l^*(C)}, \quad (4.8)$$

donde:

$l^*(\theta)$: Log-verosimilitud máxima.

$l^*(C)$: Log-verosimilitud del modelo sólo constante.

Pues tiene como valor mínimo el 0, máximo teórico 1 y es comparable con modelos que incluyan diferentes particiones muestrales (Tardiff, 1976).

4.5 Resultados

4.5.1 Modelos para estudiantes

Los resultados de los modelos para los distintos ingresos y tipos de tarjeta se muestran a continuación.

Tabla 4.6: Modelos para Estudiantes de Quinto quintil

Parámetro /Modelo (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante: Cambia	3,96 (18,09)	3,89 (17,89)
Constante: Mantiene	0 (fija)	0 (fija)
Dummy: Bus y Metro	-0,226 (-3,03)	-0,121 (-1,59)
ICA	-5,41 (-19,19)	-5,48 (-19,53)
Número Transbordos	0,126 (3,67)	0,125 (3,64)
Tiempo espera	0,0105 (3,01)	0,0104 (2,96)
Dummy: Estudiantes Media Diurno	0,875 (11,21)	0,915 (11,69)
Dummy: Estudiantes Enseñanza Básica	-	1,23 (8,57)
ρ^2 ajustado	0,108	0,114
FPR (50%) [%]	62,52	63,48
FPR (60%) [%]	62,32	63,13
FPR (75%) [%]	61,02	61,15

Fuente: Elaboración propia.

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 calidad del servicio entregada, menos cambian su comportamiento. Esta variable se encuentra multiplicada por la Dummy “Ocupa Bus”, para evitar funcione como una Dummy más y no refleje las diferencias en la calidad de servicio. El número de trasbordos y el tiempo de espera también tienen un signo esperable, pues sus respectivos aumentos implican 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.

En los estudiantes del segundo mayor 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 ambos modelos no logran 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 4.7: Modelo estudiantes Cuarto Quintil

Parámetro / Modelo (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante: Cambia	0,5 (13,59)	0,519 (12,96)
Dummy sólo bus	0,241 (3,22)	0,232 (3,09)
Dummy sólo metro	12,5 (0,94)	19,8 (0,92)
Constante mantiene	0 (fija)	0 (fija)
Número de transbordos	0,0667 (3,04)	-
Número de transbordos corregidos	-	0,0332 (1,85)
Dummy:10min >Tiempo de viaje en bus	-0,193 (-3,77)	-0,205 (-4,01)
Dummy:10min >Tiempo de viaje en metro	-0,252 (-3,93)	-0,243 (-3,77)
Dummy: Tiempo de viaje en bus > 120min	0,209 (6,99)	0,223 (7,57)
Dummy: Tiempo de viaje en metro > 120min	0,265 (8,45)	0,255 (7,87)
Dummy:99min >Tiempo de viaje en metro ≥ 80min	0,159 (2,73)	0,157 (2,68)
ρ^2 ajustado	0,188	0,188
FPR (50%) [%]	49,25	49,25
FPR (60%) [%]	50,00	50,01
FPR (75%) [%]	59,21	59,48

Fuente: Elaboración propia.

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 (transbordos corregidos).

Para viajes muy cortos en modo bus (tiempo de viaje en este modo menor a 10 minutos) el modelo indica que tienden a cambiar su comportamiento, posiblemente porque prefiere otros modos alternativos para menores distancias. A partir de ese valor y hasta los 40 minutos de viaje en bus tienden a mantenerlo. Por otro lado, los usuarios de este quintil-tipo de tarjeta con tiempos de viaje menores a los 10 minutos en modo metro tienden a mantener su comportamiento, lo que concuerda al menos con la tendencia de mantención para viajes con similar longitud en modo bus.

Los dos modelos presentados para estudiantes del tercer quintil se diferencian por la inclusión de la tasa de motorización entre las variables explicativas. Esto se realiza con el fin de diferenciar las 33 comunas que fueron modeladas. El test-t de esta variable indica que puede ser estadísticamente significativo con una probabilidad del 95,7%. La adición de la tasa de motorización no mejora el ajuste, y el First-Preference Recovery tampoco presenta una mejoría significativa.

Los valores de FPR en ambos modelos consisten en los mejores observados en toda la muestra, además se puede observar que al aumentar la probabilidad de cambio disminuyen en poca cuantía.

Tabla 4.8: Modelo estudiantes Tercer Quintil

Parámetro / Modelo (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante: Cambia	1,27 (35,06)	1,23 (27,75)
Constante: Mantiene	0 (fija)	0(fija)
Dummy: ICR>0,8	-2,48 (-102,26)	-2,48 (-103,36)
Transbordos corregidos	0,0284 (2,04)	0,0320 (2,28)
Dummy: Comunas periféricas	1,11 (2,28)	1,10 (2,26)
Tasa de motorización	-	0,286 (1,70)
Dummy:19min >Tiempo de viaje bus> 10min	-0,406 (-6,91)	-0,409 (-6,97)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje bus	0,485 (13,51)	0,481 (13,39)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje metro	-0,308 (-7,8)	-0,301 (-7,58)
Dummy:39min >Tiempo de viaje bus> 20min	-0,408 (-9,35)	-0,411 (-9,42)
Dummy:39min >Tiempo de viaje metro> 20min	-0,106 (-2,29)	-0,105 (-2,28)
ρ^2 ajustado	0,243	0,243
FPR (50%) [%]	77,63	77,63
FPR (60%) [%]	77,63	77,63
FPR (75%) [%]	73,51	73,53

Fuente: Elaboración propia.

Para el caso de los estudiantes de segundo quintil, como se puede observar en la 58Tabla 4.9, es posible encontrar un modelo con todos sus parámetros significativamente distintos de cero. Sin embargo, el valor de ρ^2 es muy bajo, lo que indica una mala bondad de ajuste del modelo.

El uso en alguna etapa del modo bus indica que tienden a cambiar su comportamiento. Sin embargo, el tiempo de viaje en tal modo no consiste en un indicador significativamente distinto de cero, por lo que no se incluye entre los modelos. En el modo metro, tanto para rangos de tiempo cortos como largos estos usuarios tienden a cambiar su comportamiento, aunque en mayor cuantía para tiempos de viaje mayores.

Tabla 4.9: Modelo estudiantes Segundo Quintil

Parámetro / Modelo (Test-t)	Modelo 1
Constante: Cambiar	-0,0703 (-0,47)
Dummy: Ocupa bus	0,398 (2,42)
Constante: Mantiene	0 (Fijo)
Dummy: Superior Diurno	-0,569 (-3,89)
Dummy: Tiempo de Viaje > 100min	0,512(-3,89)
Dummy: 39min >Tiempo de viaje metro> 20min	0,368 (2,19)
Dummy: 59min >Tiempo de viaje metro> 40min	0,383 (2,02)
Dummy: 99min >Tiempo de viaje metro> 80min	0,696 (2,89)
ρ^2 ajustado	0,026
FPR (50%) [%]	54,59
FPR (60%) [%]	54,59
FPR (75%) [%]	59,42

Fuente: Elaboración propia.

4.5.2 Modelos para adultos

Para los usuarios adultos de mayor ingreso se presentan dos modelos que distan en 10 variables explicativas con el fin de recoger diferentes efectos entre ellas. Ambos modelos comparten la Dummy sólo bus, el índice de cumplimiento de Frecuencia, tasa de motorización, tiempo de espera y los viajes largos en el modo bus (mayores a 120 min). Estos últimos parámetros cuentan con signos diferentes en ambos modelos. El primero de ellos presenta un signo negativo, posiblemente por la consideración previa de viajes largos en su parámetro Tiempo de viaje/Etapas.

Por otro lado, el modelo 2 intenta considerar los viajes con varias etapas utilizando los transbordos corregidos, indicando que los usuarios con mayor cantidad de etapas cambian menos su comportamiento. Sin embargo, el mismo modelo indica que los usuarios con menores tiempos de viajes cambian en menor medida su comportamiento.

Se puede observar que el ajuste para el Modelo 2 es mejor, no así el FPR que es mayor en un 3,8% para el Modelo 1. Sin embargo, las variables del Modelo 2 resultan más concordantes entre sí.

Tabla 4.10: Modelo Adultos Quinto Quintil

Parámetro/Modelo (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante cambia	3,89 (24,76)	4,87 (31,19)
Constante Mantiene	0 (fija)	0 (fija)
Dummy sólo bus	-0,371 (-8,33)	-0,299 (-4,45)
ICF	-4,65 (-30,96)	-4,44 (-28,18)
Tasa Motorización	0,144 (2,0)	0,178 (2,47)
Tiempo de espera	0,00598 (2,27)	0,0220 (8,18)
Tiempo de viaje/Etapas	0,0324 (16,28)	-
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 > 10min	0,277 (4,26)	-
Dummy: 19min >Tiempo de viaje metro > 10min	-	-0,191 (-2,78)
Dummy: 19min >Tiempo de viaje bus > 10min	-	-0,299 (-4,15)
Dummy: 39min >Tiempo de viaje bus > 20min	0,125 (3,09)	-
Dummy: 119min >Tiempo de viaje metro > 100min	-	0,138 (2,01)
Dummy: Tiempo de viaje bus > 120min	-0,086 (-2,28)	0,154 (4,16)
Dummy: Tiempo de viaje metro > 120min	-	0,189 (4,52)
ρ^2 ajustado	0,253	0,259
FPR (50%) [%]	67,72	63,92
FPR (60%) [%]	63,82	59,54
FPR (75%) [%]	58,65	58,17

Fuente: Elaboración propia

Los adultos pertenecientes al Cuarto Quintil de ingreso también presentan el comportamiento previamente observado con respecto al número de transbordos. 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 ρ^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.

El Modelo 2 excluye los rangos de tiempo mayores, para observar el efecto de la variable “tiempo de viaje/etapas” en el modelo. Sin embargo, no logra recoger el cambio de comportamiento a través del FPR que sí logra el Modelo 1.

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.

El modelo que incluye los rangos de tiempos mayores tiene un ajuste y un FPR mayor, alcanzando su máximo en el 50% de probabilidad de cambio y decreciendo para los porcentajes mayores.

Tabla 4.11: Modelo Adultos Cuarto Quintil

Parámetro / (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante: Cambia	-0,457 (-4,69)	0,158 (1,71)
Constante: Mantiene	0 (fija)	0 (fija)
ICV	-3,48 (-41,77)	-3,51 (-42,56)
Tasa motorización	1,17 (17,34)	1,21 (18,08)
Número de transbordos	0,781 (33,18)	0,543 (26,04)
Dummy : 10min > Tiempo de viaje	2,49 (23,26)	2,04 (19,63)
Dummy:119min >Tiempo de viaje > 100min	-1,06 (-18,01)	-
Dummy:19min >Tiempo de viaje > 10min	1,87 (28,27)	1,57 (24,53)
Tiempo de viaje > 120min	-1,53 (-18,3)	-
Dummy:39min >Tiempo de viaje > 20min	1,15 (27,50)	1,05 (25,91)
Dummy:59min >Tiempo de viaje > 40min	0,508 (16,25)	0,596 (19,98)
Dummy:99min >Tiempo de viaje > 80min	-0,535 (-13,14)	-
Tiempo en bus/Tiempo total	-0,781 (-23,67)	-0,711 (-21,80)
Tiempo de viaje/etapas	0,0795 (43,54)	0,0589 (38,01)
ρ^2 ajustado	0,163	0,155
FPR (50%) [%]	65,78	64,21
FPR (60%) [%]	62,67	61,41
FPR (75%) [%]	55,82	55,45

Fuente: Elaboración propia

Para los usuarios adultos del tercer quintil se presentan los siguientes dos modelos. El primero incluye el efecto de la preferencia modal a través de la variable Tiempo en bus/Tiempo Total, la cual tiene un efecto negativo en el cambio de comportamiento, por lo tanto entre mayor sea porcentualmente el uso de este modo, menos disminuyen el uso o abandonan el sistema los usuarios. Tanto el índice de cumplimiento de frecuencia como el número de transbordos presentan el comportamiento esperado y observado anteriormente en los distintos tipos de usuarios.

Según el Modelo 1, 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.

En ambos modelos 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.

Por otro lado, el Modelo 2 muestra que los usuarios que utilizan metro en viajes muy largos (mayores a 120 minutos) tienden a disminuir o cambiar su comportamiento, sin embargo este efecto no es general en viajes largos en metro, pues el coeficiente de los transbordos corregidos presenta un comportamiento contrario. Además indica que entre los 0 y 20 minutos, los usuarios tienden a mantener su comportamiento en el sistema, en mayor medida aquellos que utilizan

metro. Este efecto se contrapone al modelo anterior, al incluir otras variables como el número de transbordos en metro y mayores rangos de tiempo de viaje en valores pequeños.

El Modelo 1 logra representar de mejor manera las decisiones de cambio o permanencia en el sistema medido a través del FPR, a pesar de su menor ajuste.

Tabla 4.12: Modelo Adultos Tercer Quintil

Parámetro / (Test-t)	Modelo 1	Modelo 2
Constante: Cambia	3,54 (37,88)	4,30
Dummy: Ocupa metro	-	0,246 (7,19)
Constante: Mantiene	0 (fijo)	0 (fijo)
ICF	-4,45 (-45,92)	-4,07 (-40,45)
Número de transbordos	0,198 (16,74)	-
Dummy: 10 min >Tiempo de viaje	0,685 (9,54)	-
Dummy: 19min >Tiempo de viaje bus ≥ 10min	-	-0,0872 (-2,08)
Dummy: 19min >Tiempo de viaje metro > 10min	-	-0,291(-7,09)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje bus	-	-0,0956 (-2,91)
Dummy: 10min >Tiempo de viaje metro	-	-0,410 (-11,61)
Dummy: 119min >Tiempo de viaje > 100min	-0,581 (-15,97)	-
Dummy: 39min >Tiempo de viaje metro > 20min	-	-0,143 (-4,32)
Tiempo de viaje metro > 120min	-	0,210 (9,30)
Tiempo de viaje > 120min	-0,595 (-11,28)	-
Transbordos en metro	-	-1,29 (-79,84)
Dummy: Comuna periférica	0,817 (13,83)	0,773 (12,58)
Tiempo de viaje/(transbordos corregidos+1)	0,033 (38,19)	-
Tiempo en bus/Tiempo Total	-0,244 (-10,25)	-
ρ^2 ajustado	0,120	0,176
FPR (50%) [%]	61,03	52,84
FPR (60%) [%]	58,09	52,40
FPR (75%) [%]	52,77	52,17

Fuente: Elaboración propia

Capítulo 5

Conclusiones y comentarios

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

En primer lugar se explora cuatro bases de datos de cortes temporales semanales entre Abril de 2011 y Septiembre 2013, encontrando una segregación significativa de ingreso entre los usuarios de diferentes comunas, observando una alta variabilidad de ingreso entre las comunas y la uniformidad en cada una de ellas. Se observan distintas proporciones de uso de transporte público según modo medidos a través del tiempo de viaje; diferentes distribuciones temporales de viajes, mostrando que los estudiantes tienden a utilizar más frecuentemente el transporte público y de manera más dispersa en el tiempo con respecto a los usuarios adultos.

Dado el gran número de observaciones disponibles, 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. Entre los filtros utilizados para eliminar datos irrelevantes de la muestra, se considera los casos en que el usuario cambia de tipo de tarjeta o zona de residencia, y aquellas tarjetas con dos o más etapas con información incompleta, que no permite la asociación de los índices de calidad de servicio al usuario.

Se utiliza un modelo Logit Multinomial para modelar el cambio de comportamiento de los usuarios de transporte público en cuanto a la disminución de los viajes realizados a la semana o la fuga del sistema, incluyendo cierto porcentaje de holgura para evitar sub-representar a los usuarios que mantienen su comportamiento.

Como resultado de la calibración, se obtiene modelos razonables con variables significativas para todos los grupos de ingreso-tipo de tarjeta, excepto aquéllos de ingreso más bajo, en este caso del II quintil, para los cuales no se obtiene variables estadísticamente significativas, ajustes aceptables, ni se logra que la alternativa con mayor probabilidad dada por el modelo reproduzca efectivamente la realidad. 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.

Si bien fue posible detectar una diferencia de comportamiento temporal de viajes entre los distintos tipos de contratos de estudiantes, sólo en el modelo con mayor ingreso se pudo incluir una variable significativamente distinta de cero asociada a los estudiantes de enseñanza básica y

media, indicando que este tipo de estudiantes tienden a disminuir el uso de transporte público o fugarse del sistema.

En todos los rangos de ingreso de los adultos algún índice de calidad de servicio o de cumplimiento de oferta resultó ser estadísticamente significativo. Al estar altamente correlacionadas ambas variables, se opta por aquella que entregue un modelo con el mejor ajuste y represente de la mejor manera lo observado.

El tiempo de espera resulta influir en la decisión de disminuir el uso de transporte público para los usuarios de mayores ingresos, ya sean estudiantes o adultos. Esto no se observa para el resto de los quintiles.

Los estudiantes de mayor ingreso son los únicos que no son sensibles a los viajes de diferentes duraciones. Los usuarios del tercer quintil y cuarto quintil que realizan viajes de duración corta tienden a cambiar menos su comportamiento, posiblemente por su condición de usuarios cautivos y la realización de viajes con propósito estudio.

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 evasión comunal medida como controles/infracciones indica que las comunas de mayores ingresos evaden menos el pago de buses en comparación a las de menores ingresos, sin embargo esta información corresponde a un promedio de datos del 2013, lo que sirve para comparar la diferencia de evasión entre comunas y no para medir el cambio de comportamiento entre cortes temporales.

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 y los estudiantes del tercer quintil. Sin embargo, en este último caso la variable puede estar recogiendo un efecto de proxy 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.

Como trabajo futuro, se puede asociar un ingreso más desagregado a los usuarios, considerando el radio de error de estimación de zona de residencia de (Amaya, 2013). Asociar el ingreso comunal a un usuario puede caer en errores de generalización, especialmente en usuarios que viven en comunas con alta desigualdad, por ejemplo medido a través de un alto índice de Gini, tales como Colina, Peñalolén, Huechuraba, Lo Barnechea y Pedro Aguirre Cerda.

Además, se pueden utilizar modelos más complejos que el Logit Multinomial para medir el cambio de comportamiento de los usuarios, por ejemplo implementar el modelo de migración Logit Jerárquico Modificado (Bass, 2011).

Al observar la relevancia que cobran los índices y coeficientes de cumplimiento y calidad en los modelos, se puede proponer una mejora de cálculo, ponderando en mayor cuantía aquellos atributos que el usuario considera más relevantes. Además se puede mejorar el nivel de desagregación mensual en que se miden los índices de calidad y cumplimiento de oferta, para mostrar de manera más fidedigna la percepción del usuario.

Bibliografía

Agard B., Morency C. y Trépanier M. (2006). Mining public transport user behavior from smartcard data. En: 12th IFAC symposium on information control problems in manufacturing INCOM 2006, Saint-Etienne, Francia.

Agard B., Morency C. y Trépanier M. (2008). Mining smart card data from an urban transit network, Chap.201. En: Wang J (ed) Encyclopedia of data warehouse and mining, 2nd edition. Information Science Reference, pp. 1292–1302.

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 presentada para la obtención del grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Transporte. Universidad de Chile.

Arellana, J., Ortúzar, J., Rizzi, L. I., y Zuñiga, F. (2014). Obtaining Public Transport Level-of-Service Measures Using In-Vehicle GPS Data and Freely Available GIS Web-Based Tools. Mobile Technologies for Activity-Travel Data Collection and Analysis.

Bagchi, M. y White, P.R. (2005). The potencial of public transport smart card data. Transport Policy 12, pp. 464-474.

Bass P. (2010). Análisis de la estabilidad de la demanda usando datos de Calidad de Servicio. Tesis presentada para la obtención del grado 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. En XV Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte.

Beltrán, P. y Palma C. (2012). Transantiago, su evolución operacional desde el diseño original. XVII Congreso Panamericano de Ingeniería de Tránsito, Transporte y Logística, PANAM 2012, Santiago, Chile, pp. 24-27.

Bryan, H. y Blythe, P. (2007). Understanding behaviour through smartcard data analysis. Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Transport, pp. 173-177.

Ministerio de Desarrollo Social (2011). Resultados encuesta CASEN 2011.

Ministerio de Desarrollo Social (2013). Resultados encuesta CASEN 2013.

Chakirov, A. y Erath, A. (2011). Use of public transport smart card fare payment data for travel behaviour analysis in Singapore. 16th International Conference of Hong Kong Society for Transportation Studies, December 2011.

- Chriqui, C. y Robillard, P. (1975). Common Bus Line, *Transportation Science* 9, pp. 115-121.
- Collect GfK (2012). Estudio Tracking Calidad de Servicio Transantiago.
- Coordinación General de Transportes de Santiago (2013a). Pautas de Observación del Índice de Calidad de los Vehículos (ICV).
- Coordinación General de Transportes de Santiago (2013b). Pautas de Observación del Índice de Calidad de Atención al Usuario (ICA).
- Chu, K. K. A. (2013). Characterizing long-term transit service consumption and fare usage patterns with disaggregate smart card data. En: 92th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.
- Chu, K. K. A. y Chapleau, R. (2008). Enriching Archived Smart Card Transaction Data for Transit Demand Modeling. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, No. 2063, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C., pp. 63-72.
- 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.
- Directorio de Transporte Público Metropolitano DTPM (2013). Informe de Gestión 2013.
- Edvardsson, B. (1998). Causes of Customer Dissatisfaction. *Studies of Public Transport by Critical-Incident Method. Managing Service Quality* 8, pp. 189-197.
- Estudio asegura que una cada tres empresas chilenas ofrece horario flexible a sus empleados (2014). La Tercera. Recuperado de: <http://www.latercera.com/>.
- Gobierno consideró "inaceptable" la evasión masiva en el Metro (2014). Cooperativa. Recuperado de <http://www.cooperativa.cl>.
- Henríquez, C. y Carvajal, Y. F. (2013). Censo de población chileno 2012: de la frialdad cuantitativa a las pasiones estadísticas.
- Jara-Díaz, S., Munizaga, M. y Olgúin, J. (2011). The role of gender, age and location in the values of work behind time use patterns in Santiago, Chile. *Regional Science*.
- Junaeb (2011). Criterios y proceso para alumnos de Postgrado. Santiago, 20 de Julio de 2010.
- Kieu, L. M., Bhaskar, A. y Chung, E. (2014). Transit passenger segmentation using travel regularity mined from Smart Card transactions data.

Lee, S. G. y Hickman M.D. (2011) Travel pattern analysis using smart card data of regular users. En: Proceedings of the 90th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.

Lee, S. G. y Hickman, M. (2014). Trip purpose inference using automated fare collection data. Public Transport, pp. 1-20.

Ley N°19979. Modifica Ley N°19532. Crea el régimen de jornada escolar completa diurna y dicta normas para su aplicación. Santiago, 06 de noviembre de 2004.

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

Ma, X., Wu, Y., Wang, Y., Chen, F. y Liu, J. (2013). Mining smart card data for transit riders' travel patterns. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, pp. 1-12.

Mansilla, P. (2008). Diseño y Construcción de un Panel de Datos para Elección Modal. Tesis para optar al Grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile.

McFadden, D. (1976). The theory and practice of disaggregate demand forecasting for various modes of urban transportation. Transport economics: selected readings, pp. 51-79.

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.

Morency, C., Trépanier, M. y Agard, B. (2006). Analysing the variability of transit user behavior with smart card data. En: The 9th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems , ITSC 2006, Toronto, Canada, September, pp. 17-20.

Morency, C., Trépanier, M. y Agard, B. (2007). Measuring transit use variability with smart-card data. Transport Policy 14, pp. 193-203.

Munizaga, M. y Cruzat, R. (2014). 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, pp. 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 presentada para la obtención del grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Transporte. Universidad de Chile.

Ortuzar, J. D. D. (1980). Multimodal Choice Modelling—Some Relevant Issues. Institute of Transport Studies, University of Leeds, Leeds, UK.

Pelletier, M., Trépanier, M. y Morency, C. (2011) Smart card data use in public transit: A literature review. *Transportation Research Part C*, pp. 557–568.

Riegel, L. y Attanucci, J. (2013). Utilizing Automatically Collected Smart Card Data to Enhance Travel Demand Surveys. En: 92th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.

Sectra (2001). Informe Final Encuesta Origen Destino de viajes del Gran Santiago 2001 <http://www.sectra.gob.cl/contenido/biblioteca/documentos/EOD2001-Informe-Final.zip>.

Simonetti, C. (2012). Avances en las mejoras al Sistema de Transporte Público de Santiago, Encuentro Internacional de Mejores Prácticas y Movilidad Sustentable, SIBRT.

Smith, K.A., Willis, R.J. y Brooks, M. (2000). An Analysis of Customer Retention and Insurance Claim as Patterns Using Data Mining: A Case Study. *Journal of the Operational Research Society* 51, pp. 532-541.

Subus Chile S.A. (2012). Anexo 6: Aseguramiento de la calidad en la ejecución de los servicios.

Tardiff, T. J. (1976). A note on goodness-of-fit statistics for probit and logit models. *Transportation*, 5, pp. 377-388.

Yañez, M. F. (2008): Un Panel de Datos para Captar los Cambios Introducidos por Transantiago. Memoria para Optar al Título de Ingeniero Civil Industrial, con Diploma en Ingeniería en Transporte, Pontificia Universidad Católica.

Anexo A

A continuación se muestran los 25 aspectos evaluados del Índice de Calidad de Vehículo ICV vigentes entre Abril y Junio de 2013, periodo que incluye el corte temporal semanal de Abril 2013.

N°	Descripción del aspecto
01	Las puertas abren y cierran correctamente
02	Los accesos del bus cuentan con sus respectivos espejos en buen estado y los espejos retrovisores están en buen estado
03	Los espejos retrovisores exteriores están en buen estado
04	El extintor de incendio está en vigencia y funcional
05	El bus no tiene elementos antirreglamentarios
06	Las Puertas poseen sistema de bloqueo automático
07	Las luces interiores del bus encienden correctamente
08	Todas las luminarias exteriores del bus funcionan correctamente y los focos están en buen estado
09	Los neumáticos en eje delantero están sin recauchar
10	Los neumáticos tienen banda de rodadura en buen estado y no tienen desprendimiento de material
11	El bus no presenta humo negro con motor en funcionamiento
13	El parabrisa y el vidrio trasero del bus están en buen estado (sin trizaduras ni roturas)
14	Todos los vidrios laterales están en buen estado y abren/cierran con facilidad
15	El bus tiene funcionando el tacómetro y/o velocímetro
16	La carrocería del bus esta sin rastros de accidentes ni deformaciones
17	La carrocería del bus está limpia
18	El bus posee el espacio, acceso y accesorios para personas con movilidad reducida
19	El bus posee todos los asientos y todos están sin daño
20	El cielo y el piso del bus están en buen estado
21	Los asideros colgantes, verticales y horizontales están todos disponibles y en buen estado
22	La señalización interior está correctamente instalada
23	El bus cuenta con leyenda "Informaciones y Reclamos" bien ubicada y clara
24	El interior del bus está limpio y seco (pisos, asientos, asideros, vidrios)
25	Todos los timbres del bus funcionan correctamente

Fuente: Coordinación General de Transportes de Santiago (2013a)

Por otra parte, los aspectos evaluados del Índice de Calidad de Atención ICA entre Abril y Junio de 2013 son los que se presentan a continuación.

N°	Descripción de aspecto
01	El conductor abre y cierra oportunamente las puertas al finalizar e iniciar el movimiento
02	El conductor conduce sin frenazos ni movimientos bruscos
03	El conductor es amable con los usuarios
04	El conductor detiene el bus cuando debe, es decir, cuando algún usuario requiere subir o bajar
05	El conductor detiene el bus donde debe, es decir, sólo en paradas autorizadas
06	El conductor aproxima el bus correctamente al paradero, sin detenerse en segunda fila o lejos de la acera
07	El conductor sin fumar, ni conversa por celular o con un pasajero o acompañante mientras conduce
08	El conductor se detiene ante todas las luces rojas de los semáforos y señales Pare, señales Ceda el Paso, Pasos de Cebra, etc.
09	El letrero de cortesía exhibe información correcta y visible para el usuario
10	La información de los letreros de recorrido es correcta y coincide entre sí, y todos los letreros de recorrido están en buen estado y bien ubicados

Fuente: Coordinación General de Transportes de Santiago (2013b)