



Universidad de Concepción
Dirección de Postgrado
Facultad de Ingeniería - Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con
mención en Ingeniería Civil

ANÁLISIS ESPACIAL DE LOS IMPACTOS EN LA DEMANDA DE TRANSPORTE PÚBLICO PRODUCTO DE UNA NUEVA LÍNEA DE METRO UTILIZANDO DATOS MASIVOS

Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con
mención en Ingeniería Civil

ÁLVARO ESTEBAN TOLEDO RAMÍREZ
CONCEPCIÓN-CHILE
2020

Profesor Guía: Juan Carrasco Montagna
Dpto. de Ingeniería Civil, Facultad de Ingeniería
Universidad de Concepción

RESUMEN

El sistema de transporte público continuamente está siendo modificado con el objetivo de ajustarse a los requerimientos de los usuarios. Estas intervenciones deben ser evaluadas para saber qué tan efectivas fueron, así se puede generar un aprendizaje respecto a los aciertos y errores cometidos a lo largo del tiempo.

El objetivo de esta tesis es evaluar el impacto generado por la implementación de la línea 6 del metro, utilizando datos provenientes de tarjetas inteligentes e incorporando una componente espacial en la modelación. Para esto se plantea una metodología que consta de dos evaluaciones y la cual utiliza a los pares origen destino como unidad de análisis. La primera evaluación estima el impacto que tienen los atributos de uso de suelo, sociodemografía y oferta sobre la demanda del transporte público. Mientras que la segunda evaluación estima cuánto fue el cambio de demanda provocado por la implementación de la línea 6 del metro, esta variación es agregada a nivel de origen y destino para luego analizar cuáles son los sectores más beneficiados. Ambas evaluaciones requieren de la estimación de un modelo econométrico espacial de distribución. La única aplicación de estos modelos al caso del transporte público ha sido a través de un modelo multinivel en un estudio bastante reciente, el cual se encontró durante el desarrollo de este estudio y presenta características similares. Si bien los estudios son parecidos, el detalle de la modelación es distinta, en ese estudio se plantea un modelo multinivel generación/atracción - distribución, mientras que este estudio estima un modelo netamente de distribución.

Los resultados confirman la importancia del uso de variables autoregresivas espaciales, ya que todas fueron significativas. Además, la autocorrelación espacial del origen y destino del viaje fueron positivas, es decir, el aumento de demanda de transporte público de sectores cercanos al origen y al destino del viaje fomenta la demanda de transporte público de ese par origen destino.

A nivel de viajes generados, las zonas más beneficiadas son aquellas donde están ubicadas las nuevas estaciones. También se observó que los sectores periféricos del sector sur se vieron beneficiados debido a la posibilidad de utilizar la línea 6 a través de trasbordos. Finalmente, a nivel de viajes atraídos, el sector más beneficiado es el oriente.

AGRADECIMIENTOS

La tesis fue financiada parcialmente por el Consejo Nacional de Investigación, Ciencia y Tecnología, (CONICYT), a través del Programa de Financiamiento Basal para Centros de Excelencia, Instituto de Sistemas Complejos de Ingeniería, ISCI-AFB180003.

Agradezco al Metro de Santiago por la información entregada, especialmente a Don Roland Zamora por darse un tiempo para reunirse conmigo y ayudar al desarrollo de este estudio. También quiero agradecer a César Núñez, perteneciente al Directorio de Transporte Público Metropolitano, quien entregó su punto de vista y me ayudó a entender el funcionamiento del Transantiago.

A los profesores Juan Carrasco y Alejandro Tudela por la motivación y vocación reflejada en sus clases, despertando mi interés por el transporte. También quiero agradecer al profesor Antonio Páez por su apoyo a lo largo de la tesis, especialmente por esos momentos de caos metodológicos en los cuales él siempre me iluminó con su conocimiento y buena disposición.

Finalmente, quiero agradecer a mi familia por el apoyo brindado a lo largo de toda mi vida, a quienes debo todo lo que soy y seré.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Capítulo 1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Motivación.....	1
1.2 Objetivos.....	2
1.3 Alcances.....	2
1.4 Metodología de trabajo.....	2
1.5 Principales resultados y conclusiones.....	3
1.6 Organización.....	3
Capítulo 2 ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS	5
2.1 Introducción.....	5
2.2 Tarjetas inteligentes	5
2.3 Distribución de viajes	7
2.4 Conclusión	11
Capítulo 3 METODOLOGÍA.....	13
3.1 Introducción.....	13
3.2 Caso de estudio.....	13
3.3 Estimación de indicadores	15
3.4 Modelación	17
3.5 Evaluación de impactos	21
3.6 Conclusión	24
Capítulo 4 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	25
4.1 Introducción.....	25
4.2 Comparación modelos	25
4.3 Impacto de los atributos sobre el uso del transporte público.....	27

4.4 Cambio de demanda causado por la línea 6	33
4.5 Conclusión	34
Capítulo 5 CONCLUSIONES	36
5.1 Conclusiones y comentarios	36
5.2 Líneas futuras de investigación	37
REFERENCIAS	39



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1 Fecha de implementación de recorridos elegidos y semana de demanda utilizada.....	14
Tabla 3.2 Resumen componentes espaciales incluidas en los modelos.	19
Tabla 3.3 Descripción atributos incluidos en el modelo.	20
Tabla 3.4 Estadística descriptiva de atributos (previos a su transformación).	21
Tabla 4.1 Comparación de los modelos estimados.....	26
Tabla 4.2 Resultados modelo año 2018, ajuste y coeficientes buses.	28
Tabla 4.3 Resultados modelo año 2018, coeficientes metro indirecto.	29
Tabla 4.4 Resultados modelo año 2018, coeficientes autoregresivos y metro directo.	30
Tabla 4.5 Impacto directo e indirecto generado por cada atributo sobre el transporte público.....	31



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 Estimación indicador de capacidad.....	16
Figura 3.2 Diagrama evaluación de impactos. Tres escenarios a) caso real: nueva línea de metro, b) caso de contraste 1: no se construye nueva línea, metro impactó a la oferta, c) caso de contraste 2: no se construye nueva línea, metro impactó a la oferta y uso de suelo.	23
Figura 4.1 Demanda observada versus demanda estimada de los cinco modelos estimados.....	27
Figura 4.2 Efecto L6 agregado por origen.....	33
Figura 4.3 Efecto L6 agregado por destino.	34



Capítulo 1 INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación

El sistema de transporte público continuamente está siendo modificado con el objetivo de ajustarse a los requerimientos de los usuarios. Estas intervenciones deben ser evaluadas para saber qué tan efectivas fueron, así se puede generar un aprendizaje respecto a los aciertos y errores cometidos a lo largo del tiempo.

Hoy en día la tecnología es utilizada en el diario vivir y para la mayoría de las actividades a realizar, es el caso de los celulares, computadores, tarjetas, etc. De aquí se puede obtener valiosa información respecto a la ubicación espacial y temporal de cada una de las personas que estén utilizando alguno de estos dispositivos. En el transporte, contar con esta información permitiría tener una base de datos que se caracteriza por su alto nivel de precisión y el gran tamaño de la muestra que es posible captar, generando así mejores estimaciones de la demanda de transporte que al utilizar el clásico método de las encuestas como fuente de información.

En Santiago de Chile existe un sistema de pago automático, Tarjeta bip!, el cual consiste en la utilización de una tarjeta inteligente que debe ser usada para ingresar al transporte público, registrando así información de cada viaje. Este sistema tiene un gran potencial en el desarrollo de distintas aplicaciones para la optimización del sistema de transporte público.

Por otra parte, otras áreas del conocimiento en el último tiempo han estudiado la importancia de considerar la dependencia espacial en problemas asociados a flujos de viajes, sin embargo, los modelos típicamente usados para evaluar la demanda de transporte no incorporan esta componente. Es así como resulta relevante analizar qué tanto mejoran las estimaciones, y por lo tanto la precisión de la evaluación, al incluir la componente espacial. Este estudio en particular analiza la importancia de incorporar explícitamente la interacción espacial en la modelación de la distribución de viajes, para lo cual se considera la autocorrelación espacial de la demanda de transporte público, la correlación espacial del uso de suelo, sociodemografía y oferta de transporte público. Mientras que la metodología propuesta puede ser aplicada para estimar el impacto que tendrá la incorporación de una gran intervención del transporte público sobre la demanda de este mismo.

1.2 Objetivos

1.1.1 Objetivo general

Analizar la variación de demanda del transporte público al realizarse una intervención al sistema de transporte, utilizando la información recolectada en las transacciones de las tarjetas inteligentes e incorporando una componente espacial en la modelación.

1.2.1 Objetivos específicos

Cuantificar atributos de demanda y oferta del transporte público, utilizando datos provenientes de las tarjetas bip!.

Adaptar un modelo espacial para que pueda utilizarse en la modelación de distribución de viajes.

Diseñar una metodología para evaluar el impacto de una gran modificación en el sistema de transporte público.

1.3 Alcances

La aplicación del estudio está restringida a ciudades que cuenten con un sistema de transporte público que utilice un sistema de pago automático de tarjetas inteligentes. Mientras que la modificación a analizar tiene que caracterizarse por generar un gran impacto en la demanda de viajes ubicados en el área de influencia.

1.4 Metodología de trabajo

Se plantean dos tipos de evaluaciones. La primera consiste en analizar cuál es el impacto directo e indirecto que tienen las variables de uso de suelo, sociodemografía y oferta sobre la demanda de

transporte público. La segunda mide cuánto cambia la demanda de los sectores conectados por la línea 6 del metro, mapeando la cantidad de viajes generados y atraídos por cada zona. Ambas evaluaciones requieren de la estimación de un modelo econométrico espacial de distribución.

1.5 Principales resultados y conclusiones

Se confirma la importancia del uso de variables autoregresivas espaciales, ya que todas fueron significativas. Además, tanto la autocorrelación espacial del origen y destino del viaje fueron positivas, es decir, el aumento de demanda de transporte público de sectores cercanos al origen y al destino del viaje analizado fomenta la demanda de transporte público de ese par origen destino.

Por otra parte, los impactos indirectos generados por los atributos son muy pequeños en comparación a sus impactos directos.

A nivel de viajes generados, las zonas más beneficiadas son aquellas donde está ubicadas las nuevas estaciones. Mientras que en los sectores cercanos a las estaciones se observan casos donde la demanda aumenta y otros en los que disminuye. El aumento de demanda puede ser debido a la mejora del nivel de servicio de esos sectores como medida complementaria a la implementación de la línea 6. El caso de disminución de demanda se puede explicar a priori como la redistribución de viajes hacia los sectores donde están las estaciones. También se observó que, a nivel de generación, los sectores periféricos del sector sur se vieron beneficiados debido a la posibilidad de utilizar la línea 6 a través de trasbordos. Finalmente, a nivel de viajes atraídos, el sector más beneficiado es el oriente.

1.6 Organización

Este documento está compuesto por cinco capítulos. En el segundo se presenta una revisión de las principales aplicaciones de la información recopilada con las tarjetas inteligentes y un repaso de los métodos que permiten considerar explícitamente el efecto espacial en la modelación. El tercer capítulo contiene la metodología de trabajo, mientras que el capítulo cuatro presenta los resultados

y análisis del modelo y de las evaluaciones. Finalmente, el último capítulo corresponde a las conclusiones y línea de investigación futuras.

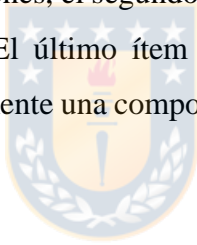


Capítulo 2 ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS

2.1 Introducción

La implementación de tecnología en el transporte público ha permitido contar con valiosa información respecto a los viajes de los usuarios, es así como estos datos abren la puerta a nuevos métodos de análisis, los cuales se caracterizan por contar con mayor nivel de detalle que aquellos basados en encuestas. Por otra parte, resulta de interés conocer cómo han sido estudiados los efectos sobre los usuarios al implementarse nueva infraestructura en el sistema de transporte público. Finalmente, es relevante saber cómo se han realizado los análisis que incorporan una componente espacial en la modelación de los flujos de viajes.

La siguiente revisión bibliográfica abarca tres ítems, el primero está asociado a las tarjetas inteligentes y sus principales aplicaciones, el segundo hace referencia a cómo se han elaborado los modelos de distribución de viajes. El último ítem muestra los análisis en distintas áreas del conocimiento que incluyen explícitamente una componente espacial en la modelación de los flujos de viajes.



2.2 Tarjetas inteligentes

El sistema de pago automático a través de las tarjetas inteligentes se ha transformado en un estándar en la mayoría de los sistemas de transporte público de las principales ciudades del mundo, la Tabla A.2.1 muestra algunas de las ciudades en las cuales se ha implementado este sistema y sus principales características. Las tarjetas inteligentes tienen una apariencia similar a las tarjetas de créditos, cada una de éstas es identificada con un único número de serie. Las tarjetas pueden estar asociadas a una persona en particular o pueden ser anónimas. Cada vez que una tarjeta es utilizada se registran los detalles de la transacción, los más comunes son fecha de la subida, ruta del bus y hora de la subida. Bagchi y White (2004) revisan las principales características de la tecnología de las tarjetas inteligentes y de la información que puede ser recolectada con éstas.

Si a la información recolectada por las tarjetas inteligentes se le suman los datos de la posición de los buses, proveniente de los sistemas GPS que podrían llevar incorporados, entonces se obtiene una base de datos de gran riqueza, además se podría incorporar la información del portador de la tarjeta, aunque en la mayoría de los sistemas de pago automático esta última información no está disponible. Cuando se cuenta con la información personal de los usuarios existe un tema delicado respecto a la privacidad y seguridad de éstos, Dempsey (2007) realizó una investigación asociado a estos temas.

Múltiples investigadores han aprovechado las ventajas ofrecidas y las han utilizado para desarrollar distintos tipos de estudios, Pelletier *et al.* (2011) los agrupan en tres niveles: estratégico, táctico y operacional. El nivel estratégico está asociado principalmente a estudios de planificación de largo plazo, relacionados a entender el comportamiento de los usuarios, es el caso de Bagchi y White (2005), los cuales analizan la consistencia del comportamiento de los usuarios a lo largo del tiempo. Por otra parte, Devillaine *et al.* (2012) plantean un método para estimar la actividad de los usuarios del transporte público, de esta forma es posible enriquecer aún más la información de las transacciones, por lo tanto, las investigaciones respecto al comportamiento de los usuarios pueden contar con mayor nivel de detalle, mientras que Trepanier y Morency (2010) modelan la lealtad de los usuarios, ayudando así a plantear medidas que mejoren los niveles de retención de usuarios del transporte público. A nivel táctico, los esfuerzos se centran en estimar características de los viajes que no pueden ser recopilados directamente de las tarjetas inteligentes y en ajustar las características del servicio ofrecido, Munizaga y Palma (2012) generan un algoritmo para estimar la matriz origen destino en un sistema de transporte que cuenta con servicio de buses y metro, por otra parte, Utsunomiya *et al.* (2006) observan la variación de la demanda a lo largo de una semana, con lo cual puede plantear una programación del transporte público distinta para cada día. Finalmente, el nivel operacional se centra en estimar características más específicas del sistema de transporte, tales como tiempos de subida, personas-kilómetros de cada recorrido, puntualidad, etc. Es el caso de Trépanier (2009) en el que estiman indicadores de rendimiento del transporte público o Deakin y Kim (2001) los cuales les entregan información en tiempo real a los usuarios y de esta forma éstos pueden planificar su itinerario.

Kurauchi y Schmöcker (2017) recopilan diversos artículos que utilizan información proveniente de tarjetas inteligentes implementadas en el transporte público. Las investigaciones las clasifican

en tres categorías: Estimación del comportamiento de viajes, combinación de datos provenientes de tarjetas inteligentes con otras bases de datos y tarjetas inteligentes para la evaluación. La primera corresponde a una revisión de la estimación de diferentes dimensiones del comportamiento de los usuarios, incluye estimación de matriz origen destino (Hickman, 2016.), estimación de destino y actividad (Lee y Ali, 2016) y modelación de la elección de viaje en el transporte público (Raveau, 2016). La segunda categoría analiza las oportunidades en caso de que la información proveniente de tarjetas inteligentes sea combinada con otras fuentes de información, Kusakabe y Asakura (2016) proponen un método para fusionar datos de encuestas de viajes con los datos de las tarjetas inteligentes, de esta forma se genera una base de datos más completa, permitiendo analizar a los usuarios con mayor nivel de detalle, por otra parte, Brakewood y Watkins (2016) combinan información de tarjetas inteligentes con encuestas, es así como analizan el comportamiento de los usuarios antes y después de contar con información del sistema en tiempo real. Finalmente, el tercer apartado corresponde a cómo los datos de tarjetas inteligentes pueden ser usados para evaluar la calidad del sistema de transporte, el capítulo incluye un método para evaluar el sistema de transporte desde el punto de vista del usuario (Munizaga *et al.*, 2016), mientras que Trépanier y Morency (2016) centran su atención en medidas de evaluación desde una perspectiva del operador. Los artículos mencionados anteriormente, son solo algunos de los recopilados, para mayor detalle se recomienda leer Kurauchi y Schmöcker (2016).

2.3 Distribución de viajes

La estimación de la demanda de transporte es un factor clave para apoyar la toma de decisiones asociados a la planificación de transporte, específicamente a la implementación o no de proyectos que pretenden mejorar a este sistema, más aún, la estimación de flujos origen-destino de viajes de transporte permite contar con valiosa información para la evaluación de proyectos. Para conocer estos flujos se utilizan los modelos de distribución de viajes, Cascetta *et al.* (2007) hacen un repaso por la historia de los modelos de distribución, además los clasifican en tres categorías según el nivel de agregación utilizado: i) modelos agregados, ii) modelos desagregados y iii) modelos mixtos.

Dentro de los modelos agregados se encuentran los modelos gravitacionales, los cuales consideran tanto las características del origen como del destino, así como de la conexión entre ellos (Zipf, 1946; Wilson, 1970; Erlander and Stewart, 1990). La especificación de la función de costos tiene un rol importante en los modelos de distribución (Tiefelsdorf, 2003), las formas funcionales más utilizadas son la potencial, exponencial y la combinada (Cascetta, 2009). Otro tipo de modelos son los denominados modelos de oportunidades intervinientes, introducido por Stouffer (1940), los cuales asumen que el número de oportunidades entre la zona de origen y destino es más relevante que su distancia, específicamente para los casos migratorios. Este modelo fue modificado por Schneider (1959) y ha sido estudiado con más detalle por Heanus y Pyers (1966); Ruiter (1967); Wilson (1970); Haynes et al. (1973); Fik y Mulligan (1990); Akwawua y Poller (2001). Estos dos enfoques han sido comparados múltiples veces (David, 1961; Pyers, 1966; Lawson and Dearing, 1967; Zhao et al., 2001), comprobándose que ambos tienen un desempeño similar, pero la simplicidad del modelo gravitacional ha hecho que éste sea el más utilizado (Ortúzar y Willumsen, 2011). Recientemente el concepto de oportunidades intervinientes ha obtenido popularidad debido al enfoque de radiación (Simini et al., 2012, 2013; Ren et al., 2014; Yang et al., 2014), el cual consiste en una formulación analítica que estima los flujos sin estimar coeficientes, usando solamente la información de distribución de la población y el número de oportunidades entre los pares OD. El modelo gravitacional y el enfoque de radiación han sido comparado en los últimos años (Simini et al., 2012; Lenormand et al., 2012; Masucci et al., 2013; Liang et al., 2013; Yang et al., 2014), sin encontrar una clara superioridad de uno o de otro, mientras que Lenormand et al. (2016) concluyeron que los modelos gravitacionales funcionan mejor, sobre todo cuando se utiliza una función de decaimiento exponencial y que parece ser que la distancia es más relevante que el número de oportunidades.

Los modelos de distribución desagregados consisten en la simulación de la elección probabilística del origen, destino o ambas de cada individuo o de grupos de individuos. Éstos se basan en la teoría de utilidad aleatoria, la cual asume que cada persona toma sus decisiones de forma racional, eligiendo aquella opción que maximice sus utilidades. Algunos modelos de este tipo son los logit multinomial o los logit anidados (Ben-Akiva and Lerman, 1985). Especificaciones más sofisticadas son los modelos logit mixtos (Hensher y Greene, 2001) y el enfoque basado en actividades (McNally y Rindt, 2007).

Los modelos mixtos son una mezcla de los modelos agregados y desagregados, intentando recoger lo mejor de ambos. De esta forma Wills (1986) desarrolla un modelo gravitacional-oportunidades, donde tanto el modelo gravitacional como el de oportunidades pueden ser obtenidos a partir de este enfoque general. La elección entre un enfoque gravitacional o de oportunidades va a estar dada empíricamente y estadísticamente por la restricción de parámetros que controlan la forma funcional del mecanismo de distribución de viajes. Otro modelo mixto es el propuesto por Cascetta y Papola (2000), el cual utiliza la teoría de oportunidades intervinientes e introduce el concepto de dominancia en la generación de opciones en el modelo de utilidad aleatoria de elección de destino, asignando un grado de percepción a cada una de las alternativas y así determinar cuáles son las alternativas más relevantes. El objetivo de esto es no excluir a priori alternativas del conjunto de elección, evitando errores de especificación del modelo.

2.3.1 Modelos gravitacionales espaciales

Como fue mencionado anteriormente, los modelos gravitacionales son los más utilizados para estimar la distribución de viajes futuros, sin embargo, éstos pocas veces consideran las diversas interacciones espaciales que pueden ocurrir en los procesos asociados a flujos de viajes. Griffith y Jones (1980) demostraron la existencia de dependencia espacial en los modelos de interacción espacial convencionales. Por otra parte, LeSage y Pace (2008) y Fischer y Griffith (2008) entregan motivación teórica y empírica respecto a que los típicos modelos gravitacionales no son adecuados, ya que los flujos pueden presentar dependencia espacial. Mientras que, Páez y Scott (2004) comentan los principales efectos espaciales que pueden existir en los análisis de datos de transporte y cómo se han intentado incorporar estos efectos en la modelación. Páez y Scott (2004) destacan la asociación espacial (variables que presentan sistemáticamente algún grado de variación espacial), heterogeneidad (resultado de un proceso espacial que tiene una distancia de alcance) y el problema de la unidad de área modificable (el resultado de un análisis puede variar según la zonificación utilizada). Mendiola *et al.* (2014) mencionan que el uso del transporte público de una zona puede estar relacionada al uso de transporte público de sus zonas adyacentes, debido a que zonas cercanas pueden tener similares niveles de oferta de transporte o por el efecto de dispersión espacial. Goetzke (2003) comenta que en el transporte público puede existir efecto de dispersión social, refiriéndose a que, si en una zona en específico el transporte público es más utilizado, la

gente que vive en zonas cercas a ese sector también utiliza con más frecuencia el transporte público. Además, la atractividad de zonas cercanas al origen y destino afecta el flujo de un determinado par OD debido a la competencia que se genera (Kerkman *et al.*, 2017). Otro tipo de relación espacial es la asociada a la red de transporte, ya que alguna variable asociada a los arcos puede depender del valor de otros arcos a los que está conectado (Black, 1992; Black and Thomas, 1998; Chun *et al.*, 2012; Peeters and Thomas, 2009). En el caso de los flujos de viajes, los arcos pueden estar relacionado debido a que un buen nivel de servicio de un determinado par OD puede motivar a que más gente utilice el transporte público, lo que puede conllevar a que a estos usuarios les resulte más familiar el uso de este modo de transporte y lo utilicen para llegar a otros destinos (Kerkman *et al.*, 2017). El no incorporar estos efectos genera modelos especificados erróneamente, ya que se viola el supuesto de independencia del error (Bolduc *et al.*, 1992, 1989; LeSage y Pace, 2008).

Existen dos enfoques principales que incorporan los efectos espaciales antes mencionados, estos enfoques son la econometría espacial y los filtros espaciales. Anselin (1988) y LeSage y Pace (2009) presentan una completa introducción a la econometría espacial, mientras que Haining (1991); Getis y Griffith (2002); Tiefelsdorf y Griffith (2006) describen el enfoque de filtros espaciales. El enfoque econométrico se ha aplicado en flujos de productos o exportación (Lesage y Polasek, 2008; Chun *et al.*, 2012; LeSage y Llano-Verduras, 2014; Metulini *et al.*, 2018), procesos migratorios (LeSage y Pace, 2008; Tsutsumi y Tamesue, 2011), flujo marítimo (Moura, *et al.*, 2019), flujo aéreo de pasajeros (Margaretic *et al.*, 2017) e interacción social en línea (Wang *et al.*, 2018). Mientras que los filtros espaciales han sido aplicados en flujos de viajes con motivo de trabajo (Griffith, 2009), índice de desempleo (Patuelli *et al.*, 2011), citación de patentes (Fischer y Griffith, 2008), flujo aéreo de pasajeros (Kim *et al.*, 2019), intercambio bilateral de productos (Patuelli *et al.*, 2016), redes de colaboración en Europa (Fichet de Clairfontaine *et al.*, 2015; Lata *et al.*, 2015).

Sin embargo, existe escasa investigación asociada a la distribución del transporte urbano, De Grange *et al.* (2011) estiman un modelo de distribución logit jerárquico que permite incorporar la correlación espacial de la elección del destino de los usuarios del transporte público y concluyen que considerar la correlación espacial mejora los resultados y aumenta la capacidad predictora del modelo. Por otra parte, Ni *et al.* (2018) estiman un modelo econométrico espacial para explicar los factores que influyen en la demanda de transporte urbano, concluyendo que incluir la

interdependencia espacial mejora la habilidad explicadora del modelo. Kerkman *et al.* (2017) plantean un modelo de interacción espacial multinivel de flujos de transporte público, el cual consiste en combinar la etapa de generación/atracción de viajes con la distribución, éste tiene un enfoque de econometría espacial, con el cual concluyen que al incluir los efectos de la autocorrelación espacial y de la red en la modelación de demanda podría generar una diferencia substancial respecto a las predicciones realizadas con los típicos modelos de distribución. Luego Kerkman *et al.* (2018) mejoran su modelo multinivel y lo utilizan para predecir la demanda del transporte público. Ellos comparan distintos modelos que consideran explícitamente las interacciones espaciales con respecto a las típicas regresiones lineales realizadas para predecir los flujos. Para ello evalúan los modelos de tres formas: calidad del modelo, capacidad de replicar flujos observados y capacidad predictora. Con esto concluyen que los modelos que explícitamente consideran las interacciones espaciales, específicamente los modelos SAR (spatial autocorrelation regression), son superiores en las tres evaluaciones realizadas y son menos influenciados por la selección de las variables explicativas.



2.4 Conclusión

La masificación del uso de tarjetas inteligentes ha permitido contar con valiosa información respecto a la demanda y oferta del transporte público. Los investigadores han centrado sus esfuerzos en utilizar estos datos para caracterizar los viajes, desarrollando métodos que son capaces de estimar atributos que no son medidos directamente por las tarjetas, los cuales permiten estudiar con más detalle el comportamiento de los usuarios, también existen estudios que utilizan estos datos para analizar el nivel de servicio ofrecido por el sistema de transporte. Sin embargo, existen pocos estudios que relacionen la demanda de transporte público, proveniente de datos pasivos, con datos de oferta, uso de suelo y/o sociodemografía o que generen modelos predictivos de demanda.

Por otra parte, los modelos de distribución de viaje no consideran explícitamente la componente espacial. Si bien en otras áreas existen aplicaciones de modelos espaciales econométricos y filtros espaciales, en el caso del transporte público solo se encontró una aplicación de un modelo multinivel de interacción espacial que hace interactuar la etapa de generación/atracción de viajes

con la distribución, a diferencia del modelo planteado en este trabajo el cual consiste en estimar únicamente un modelo de distribución, sin tener que estimar la generación y atracción de viajes



Capítulo 3 METODOLOGÍA

3.1 Introducción

Se proponen dos tipos de evaluación de impactos. El primero mide cuánto cambió el uso del transporte público en los pares OD que conectan la línea 6, y el segundo método estima el impacto que tienen los atributos de uso de suelo, sociodemografía y oferta sobre la demanda del metro.

La unidad de análisis de los métodos propuestos son los pares origen-destino, los cuales están dados por la zonificación 777. Ésta cuenta con 804 zonas que consisten en una agregación de manzanas, específicamente diseñada para la planificación de transporte, estas zonas tienen un tamaño promedio de 1.23 Km^2 .

En este capítulo se describe el área de estudio, luego se detalla cómo fueron calculados los indicadores de demanda, oferta, uso de suelo y sociodemografía. Finalmente, se plantea la formulación de los modelos espaciales y de los métodos de evaluación de impactos.



3.2 Caso de estudio

Los datos analizados provienen de las transacciones realizadas con las tarjetas inteligentes, tarjetas Bip!, en el sistema de transporte público de Santiago llamado Transantiago, inaugurado en febrero de 2007. Solo existe la posibilidad de pagar a través del sistema de pago inteligente; sin embargo, se debe considerar el sesgo producto de la alta tasa de evasión, que alcanzó en el año 2017, un 34% de los pagos realizados en los buses (DTPM, 2017). Además solo se registra la información de la subida, mientras que la bajada es estimada utilizando el método propuesto por Munizaga y Palma (2012), el cual cuenta con un porcentaje de éxito sobre el 80%, incorporando otro grado de error a los datos. Otra fuente de error proviene del hecho que solo se conocen las zonas de subida y bajada, las cuales no necesariamente corresponden a las zonas del origen y destino del viaje, siendo estas últimas las necesarias para estimar la capacidad de generar y atraer viajes, respectivamente.

Los usuarios disponen de tres modos de transporte: bus, metro y tren suburbano; éste último fue incorporado en marzo del año 2017. Transantiago abarca 34 comunas, la oferta está dada por 11

mil paraderos de buses aproximadamente, los cuales son cubiertos por alrededor de 380 servicios. El metro está compuesto por seis líneas (la última línea fue habilitada en noviembre de 2017), las cuales forman una red de 118 km de longitud y 118 estaciones, mientras que el tren suburbano está constituido por 10 estaciones y una línea de 20 km de longitud. Con respecto a la demanda, a nivel de sistema se realizan 5,3 millones de transacciones durante un día laboral promedio, de las cuales 2,9 millones son realizadas en los buses y 2,4 millones en el metro (DTPM, 2017).

La línea 6 del metro de Santiago fue inaugurada el 2 de Noviembre de 2017. Ésta cuenta con 10 nuevas estaciones. Sus 15 kilómetros de trazado benefician a más de un millón de pasajeros de San Miguel, San Joaquín, Santiago, Providencia, Ñuñoa, Pedro Aguirre Cerda y Cerrillos.

Para realizar las evaluaciones antes mencionadas, se cuenta con datos de un período anterior y otro posterior a la fecha de implementación. Los datos del período posterior deben tener como mínimo una diferencia de tres meses con respecto a la fecha de implementación, así se puede asegurar que ya se produjeron los efectos de la modificación. Por otra parte, los datos del periodo anterior a la intervención corresponden a la misma fecha del periodo posterior, pero del año pasado, esto se hace con el objetivo de controlar la variación estacional que puede existir. La fecha de implementación y los cortes temporales utilizados son presentados en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1 Fecha de implementación de recorridos elegidos y semana de demanda utilizada.

Fecha implementación línea 6			02-11-2017		
	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Periodo anterior	17-04-2017	18-04-2017	12-04-2017	06-04-2017	07-04-2017
Periodo posterior	09-04-2018	10-04-2018	11-04-2018	12-04-2018	13-04-2018

3.3 Estimación de indicadores

3.3.1 Demanda

Para la estimación del indicador de demanda, se utilizan los datos entregados por el DTPM, los que contienen información tanto del lugar de subida como de bajada del viaje. La subida se obtiene de la transacción realizada, mientras que la bajada es estimada por el DTPM utilizando el algoritmo propuesto por Munizaga y Palma (2012).

La demanda es representada como el logaritmo de la cantidad de viajes existente entre los pares de zonas que estén conectadas por el transporte público. Ésta se estima considerando el promedio de viajes en el período punta mañana (06:00 – 09:00) de los días laborales. La conexión de los pares OD está dada por la demanda observada durante toda la semana y a cualquier hora, es decir, si no hay viajes registrados entre un par OD a lo largo de toda la semana, entonces se considera que ese par no está conectado. A los pares OD que están conectados y no tienen demanda en el período punta mañana de los días laborales, se les agregó un viaje para poder calcular el logaritmo. En la modelación no se consideran los pares OD no conectados.

3.3.2 Oferta

Los indicadores de oferta fueron calculados utilizando la información proveniente de las tarjetas inteligentes.

La oferta está dada por el tiempo de viaje, número de etapas, distancia en ruta y capacidad. Éstas fueron calculadas para el período punta mañana. El tiempo de viaje, número de etapas y distancia en ruta son calculadas de forma directa con las transacciones, mientras que el indicador de capacidad requiere los datos de capacidad de los buses y de las líneas de metro, los cuales fueron obtenidos con el DTPM y Metro de Santiago. Las rutas se definieron con los datos de las transacciones, donde cada ruta es un único conjunto de servicios del Transantiago (mínimo 1 y máximo 4) el cual permite conectar un determinado par OD. A continuación se definen los indicadores de oferta estimados.

1. Tiempo de viaje: Tiempo de viaje promedio de las distintas rutas que permiten conectar los pares OD.
2. Número de etapas: Promedio de la cantidad de etapas de las rutas que conectan los pares OD.
3. Distancia en ruta: Distancia promedio del recorrido de las rutas que conectan cada par OD.
4. Capacidad: La capacidad de carga de cada par OD está dada por la suma de capacidad de cada una de las rutas que permiten conectar estas zonas. La capacidad de una ruta será definida por la etapa del viaje que tenga el menor valor al multiplicar la frecuencia por la capacidad del bus o metro utilizado, ver Figura 3.1.

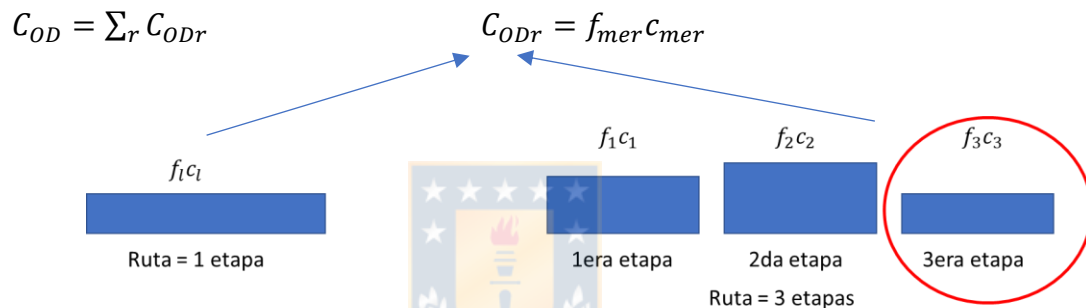


Figura 3.1 Estimación indicador de capacidad

3.3.3 Uso de suelo

La estimación de los indicadores de uso de suelo requiere los siguientes atributos a nivel de manzana: Número de viviendas, destino/uso de la propiedad (m^2) y superficie total (m^2). Los usos de suelo a considerar son los siguientes: Comercio, Habitacional, Industria, Administración pública y Salud. Además se estima un indicador de entropía de uso de suelo, el cual está dado por la ecuación 1. Su rango de valores es 0 y 1, cuando el uso de suelo es de un solo tipo, la entropía es 0 y toma el valor 1 en caso que todos los usos de suelo tengan la misma cantidad de área. Los datos son obtenidos para el semestre 2018-1 a través de la plataforma digital proporcionada por el Servicio de Impuestos Internos. Los datos de superficie de cada uno de los usos de suelo fueron agregados al nivel de la zonificación 777.

$$Entropía = - \sum_j \frac{P_j * Ln(P_j)}{Ln(J)} \quad (1)$$

3.3.4 Sociodemografía

Las características sociodemográficas utilizadas son la cantidad de personas, edad promedio, proporción de personas con pase escolar e ingreso promedio de cada una de las zonas 777. Éstas fueron obtenidas de la encuesta origen destino (EOD) del año 2012.

3.4 Modelación

Con estas variables se estiman cinco modelos gravitacionales; una regresión lineal y otros cuatro que consideran explícitamente la componente espacial en distintos grados. Éstos estiman los flujos de los distintos pares OD del periodo posterior a la intervención. Para ello se utilizan las características del origen y destino de los flujos, además se incluyen características asociadas a la oferta del transporte público para conectar estas zonas. La componente espacial es incluida al incorporar una matriz de contigüidad de las zonas pertenecientes al área de estudio. Finalmente se incluyen tres variables binarias a cada uno de los atributos, las cuales permiten separar los datos de los pares conectados por metro o metrotren de forma directa (i.e., origen y destino tienen alguna estación), metro o metrotren indirecto (al menos una etapa utiliza metro o metrotren) y buses. Esta distinción se hace debido a la existencia de variables que no pudieron ser medidas (e.g., comodidad, seguridad, etc.) y podrían afectar los resultados de cada uno de estos casos.

La comparación de estos modelos permite reconocer qué tan importante es la incorporación de las componentes espaciales. El modelo que presente el mejor ajuste de los datos será utilizado para evaluar los impactos generados por la intervención.

i) Regresión lineal simple (RL): No incorpora la componente espacial, es el caso más sencillo.

$$y_{ij} = \sum_m (\alpha_m + \sum_k X_{ikm} \beta_{km} + \sum_k X_{jkm} \gamma_{km} + \sum_l g_{ijlm} \delta_{lm}) + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

ii) Modelo espacial autoregresivo (SAR): Incorpora una componente autoregresiva que considera la interacción entre los flujos.

$$y_{ij} = \rho_o W_o y_{ij} + \rho_d W_d y_{ij} + \rho_w W_w y_{ij} + \sum_m (\alpha_m + \sum_k X_{ikm} \beta_{km} + \sum_k X_{jkm} \gamma_{km} + \sum_l g_{ijlm} \delta_{lm}) + \varepsilon_{ij} \quad (3)$$

iii) Modelo espacial de Durbin del origen y destino (SDM WX): Similar al SAR, pero incluye la relación espacial que existe entre el flujo de un determinado par OD y los atributos de las zonas contiguas al origen y al destino de ese mismo flujo.

$$y_{ij} = W_o y_{ij} + \rho_d W_d y_{ij} + \rho_w W_w y_{ij} + \sum_m (\alpha_m + \rho_o \sum_k X_{ikm} \beta_{km} + \sum_k X_{jkm} \gamma_{km} + \sum_k X_{ikm} \theta_{km} W_o + \sum_k X_{jkm} \varphi_{km} W_d + \sum_l g_{ijlm} \delta_{lm}) + \varepsilon_{ij} \quad (4)$$

iv) Modelo espacial de Durbin de la conexión (SDM WG): Similar al SAR, pero incluye la relación espacial que existe entre el flujo de un determinado par OD y los atributos de oferta de las zonas contiguas al origen y al destino de ese mismo flujo.

$$y_{ij} = \rho_o W_o y_{ij} + \rho_d W_d y_{ij} + \rho_w W_w y_{ij} + \sum_m (\alpha_m + \sum_k X_{ikm} \beta_{km} + \sum_k X_{jkm} \gamma_{km} + \sum_l g_{ijlm} \theta_{km} W_o + \sum_l g_{ijlm} \varphi_{km} W_d + \sum_l g_{ijlm} \delta_{lm}) + \varepsilon_{ij} \quad (5)$$

v) Modelo espacial de Durbin del origen, destino y conexión (SDM WX WG): Es el modelo más complejo y consiste en la mezcla de los modelos iii) y iv).

$$y_{ij} = \rho_o W_o y_{ij} + \rho_d W_d y_{ij} + \rho_w W_w y_{ij} + \sum_m (\alpha_m + \sum_k X_{ikm} \beta_{km} + \sum_k X_{jkm} \gamma_{km} + \sum_k X_{ikm} \theta_{km} W_o + \sum_k X_{jkm} \varphi_{km} W_d + \sum_l g_{ijlm} \theta_{km} W_o + \sum_l g_{ijlm} \varphi_{km} W_d + \sum_l g_{ijlm} \delta_{lm}) + \varepsilon_{ij} \quad (6)$$

donde y_{ij} es la cantidad de viajes en el periodo punta mañana entre el origen i y el destino j , mientras que W_o y W_d corresponden a las matrices de contigüidad de la zona de origen, destino, respectivamente. W_w es una matriz de contigüidad que permite considerar el efecto de la interacción entre las vecindades del origen y del destino. Por otra parte, X_{ikm} y X_{jkm} representan las

características de uso de suelo y sociodemográficas de las zonas de origen i y destino j de los pares conectados por el modo m . La variable g_{ijlm} indica las características de la oferta del transporte público que permite conectar las zonas ij a través del modo m . Los coeficientes a estimar son $\alpha_m, \rho_o, \rho_d, \rho_w, \beta_{km}, \gamma_{km}, \theta_{km}, \varphi_{km}$ y δ_{lm} . Finalmente, la componente de error está dado por $\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2 I)$. Los términos que contienen W_d o W_o permiten considerar el efecto que tienen las características de las zonas cercanas al destino y al origen, respectivamente. La Tabla 3.2 resume las componentes incorporadas en cada modelo.

Tabla 3.2 Resumen componentes espaciales incluidas en los modelos.

Modelo	Componente espacial incluida		
	Autoregresivo	Atributos origen y destino	Conexión
RL			
SAR	√		
SDM WX	√	√	
SDM WG	√		√
SDM WX WG	√	√	√

La Tabla 3.3 indica los atributos que fueron incluidas en el modelo a estimar, mientras que la Tabla 3.4 muestra la estadística descriptiva de las variables.

De esta manera, el impacto generado por la L6 se medirá a través de dos evaluaciones: i) impacto de L6 sobre el uso del transporte público, ii) impacto atributos sobre el uso del metro.

Tabla 3.3 Descripción atributos incluidos en el modelo.

Atributo	Descripción (fuente)
Variable explicada	
Viajes	Log. cantidad de viajes generados entre cada par OD (transacción tarjeta bip).
Variables explicativas	
Sociodemografía	
Personas	Cantidad de personas, en miles, en cada zona 777 (EOD 2012).
Edad	Edad promedio de cada zona (EOD 2012).
Pase escolar	Proporción de personas que tienen pase escolar por zona (EOD 2012).
Ingreso	Log. ingreso promedio de cada zona (EOD 2012).
Uso de suelo	
Comercio	Log. área (m^2) destinada al uso comercial de cada zona 777 (SII).
Deporte	Log. área (m^2) destinada al uso de deporte de cada zona 777 (SII).
Educación	Log. área (m^2) destinada al uso educacional de cada zona 777 (SII).
Industria	Log. área (m^2) destinada al uso industrial de cada zona 777 (SII).
Adm. pública	Log. área (m^2) destinada al uso administración pública de cada zona 777 (SII).
Salud	Log. área (m^2) destinada al uso de salud de cada zona 777 (SII).
Div. uso de suelo	Variedad de uso de suelo de cada zona 777. Valor 0 cuando la zona tiene un solo tipo de suelo. Valor 1 cuando cada tipo de suelo tiene la misma área.
Oferta	
Tiempo de viaje	Log. tiempo de viaje promedio en minutos entre cada par de zonas 777 (transacción tarjetas bip).
Nº de rutas	Log. cantidad de rutas que conecta cada par de zonas 777 (transacción tarjetas bip).
Nº de etapas	Cantidad de etapas que conecta cada par de zonas 777 (transacción tarjetas bip).
Capacidad por ruta	Log. cantidad de plazas disponibles de cada par OD dividido por el número rutas que conecta ese par OD (transacción tarjetas bip, DTPM y Metro).

Tabla 3.4 Estadística descriptiva de atributos (previos a su transformación).

Atributo	Media	Mediana	Std	Min	Max
Variable dependiente					
Viajes	6	2	22	0	929
Sociodemografía					
Personas	8,412	7,137	5,993	0	30,582
Edad	36	36	8	0	63
Pase escolar	0.17	0.16	0.08	0	0.46
Ingreso	284,951	237,177	169,281	0	1,058,385
Uso de suelo					
Habitacional	238,780	175,760	202,061	0	1,336,501
Comercio	24,098	7,810	46,745	0	510,658
Industria	13,022	930	33,106	0	445,344
Adm. Pública	2,176	-	12,977	0	202,013
Salud	3,476	245	11,946	0	124,661
Div. Uso de suelo	0.33	0.30	0.19	0	0.81
Oferta conexión					
Tiempo de viaje	100	67	105	0	1,801
Nº rutas	2	2	3	1	45
Nº etapas	2	2	1	0	4
Capacidad por ruta	16,596	3,016	33,282	0	154,371

3.5 Evaluación de impactos

3.5.1 Línea 6 sobre el uso del transporte público

Dado que se tienen los datos de un periodo anterior y otro posterior a la intervención, es posible medir directamente la variación de demanda del transporte público (caso real); sin embargo, es necesario compararlo con el caso hipotético de que no se hubiese construido la nueva línea, el cual se define como caso de contraste. Para esto se plantea un modelo que permita estimar la demanda

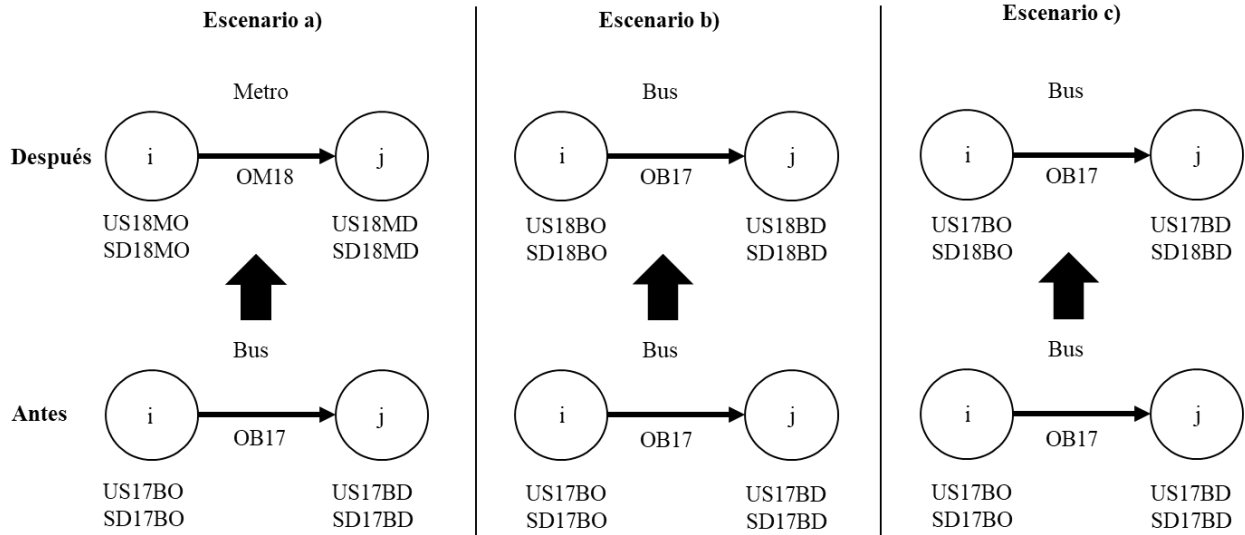
en el año 2018, periodo posterior, de los pares conectados por el transporte público y así obtener un valor de demanda del caso de contraste. El impacto de la L6 es la diferencia entre el caso real y el caso de contraste de la demanda del año 2018.

Existen dos formas de estimar el caso de contraste, dependiendo de si se considera que la nueva línea genera un cambio solamente en el sistema de transporte o también en el uso de suelo:

1. Cambio del sistema de transporte: Se considera que el caso de contraste cuenta con la oferta del año 2017 (OB17, ver Figura 3.2), pero el uso de suelo del año 2018 (US18BO y US18BD), ya que se supone que el cambio existente de estos atributos hubiese ocurrido con o sin la construcción de la nueva línea (escenario b, ver Figura 3.2).

2. Cambio del sistema de transporte y uso de suelo: Se considera que el caso de contraste cuenta con la oferta y uso de suelo del año 2017 (OB17, US17O y US17D), ya que se supone que el cambio existente de estos atributos no hubiese ocurrido sin la construcción de la nueva línea (escenario c, ver Figura 3.2).

Una vez estimada la diferencia de cada par OD para alguno de los casos mencionados anteriormente, los resultados se agregan a nivel de origen y destino, permitiendo observar cuáles zonas fueron las más beneficiadas.



Nomenclatura

US: Uso de suelo. 18: Año 2018. M: Zona conectada por el metro. O: Zona origen. OB: Oferta buses.
 SD: Sociodemografía. 17: Año 2017. B: Zona conectada por buses. D: Zona destino. OM: Oferta metro.

Figura 3.2 Diagrama evaluación de impactos. Tres escenarios a) caso real: nueva línea de metro, b) caso de contraste 1: no se construye nueva línea, metro impactó a la oferta, c) caso de contraste 2: no se construye nueva línea, metro impactó a la oferta y uso de suelo.

3.5.2 Atributos sobre el uso del metro

Para estudiar la relación entre los atributos y la demanda del metro, se analizan los coeficientes del modelo que haya presentado el mejor ajuste. La interpretación de los coeficientes de los atributos no es igual que un modelo de regresión lineal, ya que al ser autoregresivo las observaciones no son independientes. LeSage y Pace (2008) recomiendan la estimación del impacto directo, total e indirecto que genera cada atributo, donde el impacto directo representa el impacto producido por un cambio en la *i*-ésima observación de x_r en y_i . El promedio de todos los impactos asociados a todas las observaciones *i* es similar a la interpretación de una típica regresión. El impacto indirecto considera los efectos que el atributo x_{ri} tiene sobre y_j , donde $i \neq j$. Finalmente el impacto total es la suma del impacto directo e indirecto.

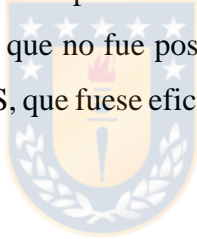
El método para calcular estos efectos se puede encontrar en Lesage (2008) donde el efecto regresivo está dado por la ubicación de la zona, el grado de conexión entre las regiones, la cual está dada por

la matriz de contigüidad (W), los coeficientes rho's los cuales miden la fuerza de la dependencia espacial y de los coeficientes asociados a los atributos.

3.6 Conclusión

La metodología consiste en la estimación de cinco modelos que incluyen una componente espacial en distintos grados, donde el que presente el mejor ajuste será utilizado para evaluar los impactos. La información requerida corresponde a los datos de demanda, provenientes de las tarjetas inteligentes, oferta del transporte público, uso de suelo y sociodemografía. Todos estos datos son agregados a nivel zonas 777.

La propuesta metodológica no considera la evasión en los cálculos de los indicadores, por lo tanto, existe una gran cantidad de viajes que no se pueden observar. Por otra parte, la oferta fue calculada con los datos de las transacciones, ya que no fue posible construir una red de transporte público, utilizando los datos de los GPS y GTFS, que fuese eficiente y que permitiese considerar los posibles trasbordos.



Capítulo 4 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

4.1 Introducción

En el siguiente capítulo se presenta una comparación de los modelos estimados y un análisis de los coeficientes autoregresivos del modelo que presente el mejor ajuste. Luego, utilizando el mejor modelo, se calculan los impactos directos e indirectos que los distintos atributos generan sobre la demanda de transporte público. Finalmente, se analiza cuáles son los sectores más beneficiados por la implementación de la línea 6.

4.2 Comparación modelos

La Tabla 4.1 muestra una comparación entre los cinco modelos estimados. Aquí se observa que al incorporar las variables autoregresivas (SAR) se disminuye en gran medida el valor de la función de verosimilitud (Log like). Lo mismo sucede al incluir la componente espacial de los atributos asociados a la conexión de las zonas, mientras que al incluir la componente espacial de los atributos del origen y destino se observa una baja disminución de la función de verosimilitud. Otros indicadores de ajuste son el coeficiente de determinación (R^2), SRMSE (error cuadrático medio estandarizado de la raíz) y RNWP (número relativo de predicciones erróneas). Éstos muestran que los modelos que incluyen la correlación espacial de la red (WG) tienen un mejor ajuste en todos los indicadores calculados, mientras que los modelos en los que se agrega la correlación espacial de los atributos de las zonas (WX) no presentan una gran mejora de los indicadores de ajuste.

Con respecto a los coeficientes autoregresivos (ρ_1 , ρ_2 y ρ_3) se observa que en todos los casos son significativos, demostrando la importancia de incluir este tipo de variables. También se puede notar que, incluir la correlación de la red (WG) genera un cambio en los coeficientes autoregresivos y mejora el desempeño del modelo, por lo que al no incorporar esta variable se podrían estimar coeficientes autoregresivos errados. Mientras que la inclusión de la correlación espacial de los atributos del origen y destino (WX) no tiene esta relevancia.

La Figura 4.1 muestra una comparación entre la demanda observada y la demanda estimada por cada modelo. En ella se nota que los modelos RL, SAR y SDM WX no son capaces de representar los valores más altos de demanda, en tanto que al agregar la componente espacial a las variables de conexión (WG) se nota una mejora en la estimación de los casos de alta demanda. El modelo SDM WX WG es el que mejor ajuste presenta, por lo que éste será utilizado para estimar la demanda del año 2018 y realizar las evaluaciones mencionadas anteriormente.

Tabla 4.1 Comparación de los modelos estimados.

	RL	SAR	SDM WX	SDM WG	SDM WX WG
Log like	-135,030	-93,584	-92,325	-86,054	-85,212
R²	0.67	0.69	0.70	0.73	0.73
SRMSE	3.57	3.44	3.33	3.00	3.00
RNWP	0.76	0.72	0.70	0.63	0.63
N° variables	48	51	87	75	111
N° observaciones	110,643	110,643	110,643	110,643	110,643
Rho1		0.14 (60.6)	0.14 (58.6)	0.07 (27.5)	0.07 (27.0)
Rho2		0.11 (46.1)	0.11 (43.5)	0.07 (25.8)	0.07 (25.8)
Rho3		0.04 (7.2)	0.02 (4.4)	-0.14 (-26.2)	-0.12 (-21.7)

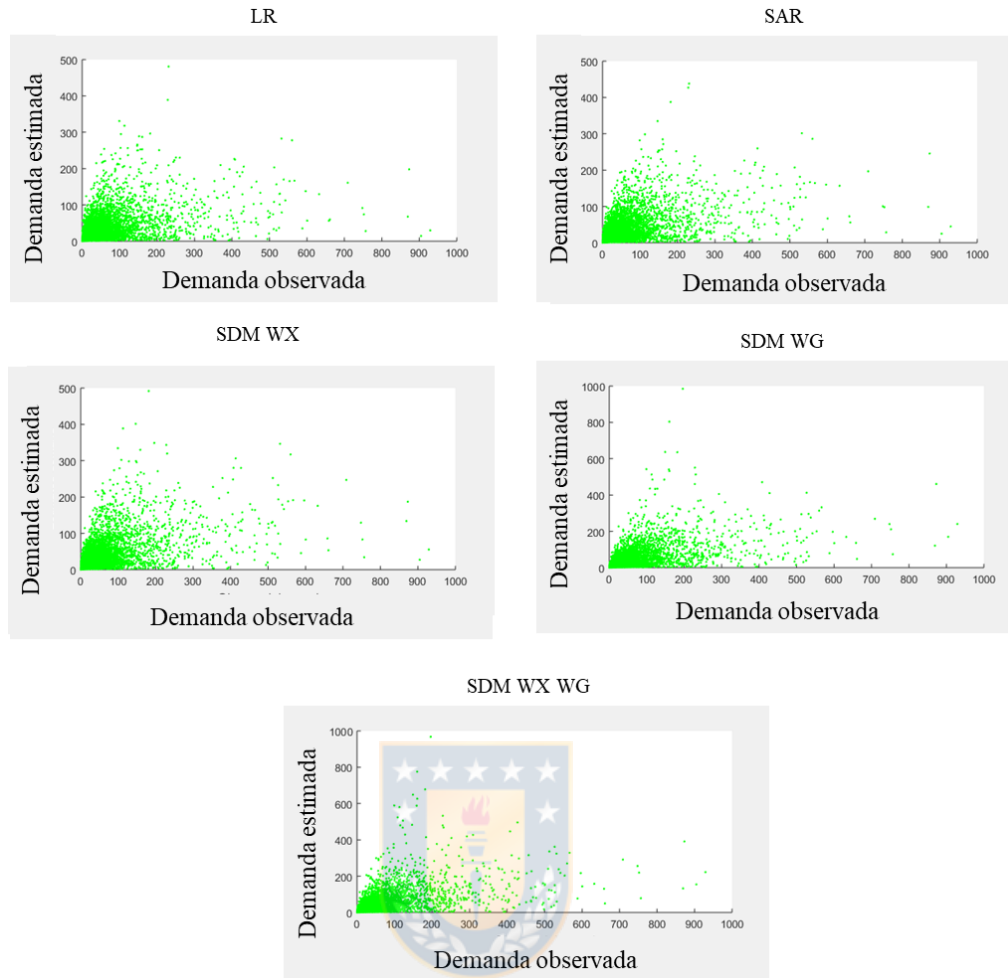


Figura 4.1 Demanda observada versus demanda estimada de los cinco modelos estimados.

4.3 Impacto de los atributos sobre el uso del transporte público

Las Tablas 4.2, 4.3 y 4.4 indican los coeficientes, test-t y bondad de ajuste del modelo SDM WX WG separado por tipo de conexión. Aquí se observa que el modelo cuenta con un R^2 de 0,73 y que existen 22 de las 111 variables que no son significativas, 10 no espaciales y 12 atributos espaciales. Entre ellas, destacan el uso de suelo de salud del destino, el cual no resulta significativo en el caso del bus y del metro indirecto. En el caso de los pares origen-destino conectados por el metro de forma directa, se puede notar que el uso de suelo del comercio de la zona de destino y la cantidad de personas del origen resultaron ser no significativas, lo cual es contraintuitivo, ya que es esperable que estos atributos sean relevantes en el uso del metro. La constante del metro es la mayor de todos los casos, lo que puede ser atribuido a la omisión de características relevantes respecto al

uso del metro, tales como confiabilidad, comodidad, seguridad, etc. La estimación e interpretación de los impactos directos e indirectos es mencionada más adelante.

Tabla 4.2 Resultados modelo año 2018, ajuste y coeficientes buses.

Log verosimilitud	-85,212				
R²	0.73		N° observaciones	110643	
R² ajustado	0.73		N° atributos	111	
Bus					
Atributos	Coef.	Test t	Atributos espaciales	Coef.	Test t
Ingreso destino	0.002	0.45**	Wd Ingreso destino	-0.017	-1.61**
Comercio destino	0.014	4.05	Wd Comercio destino	-0.043	-7.47
Industria destino	0.003	1.84*	Wd Industria destino	-0.001	-0.49**
Adm. Pública destino	0.010	7.27	Wd Adm. Pública destino	0.003	1.20**
Salud destino	-0.001	-0.59**	Wd Salud destino	-0.026	-9.40
Div. Uso de suelo destino	-0.177	-5.22	Wd Div. Uso de suelo destino	0.176	2.73
Personas origen	0.001	0.79**	Wo Personas origen	-0.021	-13.38
Edad origen	-0.004	-6.59	Wo Edad origen	-0.010	-9.45
Pase escolar origen	0.037	0.81**	Wo Pase escolar origen	-0.242	-2.40
Ingreso origen	-0.029	-4.41	Wo Ingreso origen	0.080	6.16
Habitacional origen	0.021	3.41	Wo Habitacional origen	0.006	0.48**
Div. Uso de suelo origen	0.407	14.23	Wo Div. Uso de suelo origen	-0.479	-12.06
Tiempo de viaje	0.231	44.64	Wd Tiempo de viaje	0.114	11.78
N° rutas	0.823	108.52	Wd N° rutas	0.153	9.13
N° etapas	-0.482	-73.46	Wd N° etapas	0.052	2.84
Capacidad por ruta	-0.009	-4.74	Wd Capacidad por ruta	0.022	5.74
			Wo Tiempo de viaje	0.191	19.03
			Wo N° rutas	0.012	0.76**
			Wo N° etapas	-0.065	-3.40
			Wo Capacidad por ruta	-0.001	-0.14**
Constante	0.502	4.92			

**No significativo en un intervalo del 95% de confianza.

*No significativo en un intervalo del 90% de confianza.

Tabla 4.3 Resultados modelo año 2018, coeficientes metro indirecto.

Metro Indirecto					
Atributos	Coef.	Test t	Atributos espaciales	Coef.	Test t
Ingreso destino	0.021	3.82	Wd Ingreso destino	-0.020	-1.99
Comercio destino	0.006	1.81*	Wd Comercio destino	-0.064	-11.33
Industria destino	0.009	5.72	Wd Industria destino	0.000	-0.17**
Adm. Pública destino	0.012	8.79	Wd Adm. Pública destino	-0.002	-0.73**
Salud destino	0.001	0.61**	Wd Salud destino	-0.023	-8.81
Div. Uso de suelo destino	-0.413	-13.62	Wd Div. Uso de suelo destino	0.483	8.02
Personas origen	0.003	4.04	Wo Personas origen	-0.026	-17.20
Edad origen	0.000	-0.86**	Wo Edad origen	-0.008	-9.21
Pase escolar origen	0.060	1.46**	Wo Pase escolar origen	-0.150	-1.74*
Ingreso origen	-0.031	-4.63	Wo Ingreso origen	-0.039	-3.06
Habitacional origen	0.032	5.58	Wo Habitacional origen	0.096	8.17
Div. Uso de suelo origen	0.345	12.64	Wo Div. Uso de suelo origen	-0.138	-3.80
Tiempo de viaje	0.260	37.09	Wd Tiempo de viaje	0.031	2.66
N° rutas	0.648	83.36	Wd N° rutas	0.131	9.09
N° etapas	-0.548	-70.67	Wd N° etapas	0.321	18.22
Capacidad por ruta	0.045	21.09	Wd Capacidad por ruta	-0.013	-3.31
			Wo Tiempo de viaje	0.070	5.63
			Wo N° rutas	0.093	5.26
			Wo N° etapas	0.087	4.72
			Wo Capacidad por ruta	0.008	1.78*
Constante	0.583	2.48			

**No significativo en un intervalo del 95% de confianza.

*No significativo en un intervalo del 90% de confianza.

Tabla 4.4 Resultados modelo año 2018, coeficientes autoregresivos y metro directo.

Metro Directo					
Atributos	Coef.	Test t	Atributos espaciales	Coef.	Test t
Ingreso destino	-0.013	-0.53**	Wd Ingreso destino	0.095	2.42
Comercio destino	0.011	1.20**	Wd Comercio destino	-0.237	-10.05
Industria destino	0.009	1.88*	Wd Industria destino	-0.026	-3.68
Adm. Pública destino	-0.005	-1.79*	Wd Adm. Pública destino	0.038	5.36
Salud destino	-0.030	-8.27	Wd Salud destino	0.040	3.79
Div. Uso de suelo destino	0.451	5.70	Wd Div. Uso de suelo destino	1.179	6.18
Personas origen	0.002	0.81**	Wo Personas origen	-0.007	-1.52**
Edad origen	-0.008	-4.93	Wo Edad origen	-0.025	-7.57
Pase escolar origen	-0.386	-3.48	Wo Pase escolar origen	-0.363	-1.52**
Ingreso origen	0.135	4.49	Wo Ingreso origen	0.074	1.63**
Habitacional origen	0.039	1.87*	Wo Habitacional origen	-0.153	-3.98
Div. Uso de suelo origen	0.802	10.68	Wo Div. Uso de suelo origen	0.133	1.31**
Tiempo de viaje	0.157	10.90	Wd Tiempo de viaje	-0.384	-13.07
N° rutas	0.139	6.63	Wd N° rutas	1.064	28.66
N° etapas	0.055	2.38	Wd N° etapas	0.947	18.99
Capacidad por ruta	0.015	3.56	Wd Capacidad por ruta	0.064	6.43
			Wo Tiempo de viaje	0.108	3.35
			Wo N° rutas	0.283	6.61
			Wo N° etapas	0.447	8.70
			Wo Capacidad por ruta	-0.059	-5.54
Constante	1.563	2.85			
Coeficientes autoregresivos					
rho1	0.073	27.01			
rho2	0.071	25.79			
rho3	-0.121	-21.69			

**No significativo en un intervalo del 95% de confianza.

*No significativo en un intervalo del 90% de confianza.

Con respecto a la relación entre los atributos y la demanda de transporte público se presenta la Tabla 4.5, la cual muestra los efectos de cada atributo incorporado en el modelo. Estos valores fueron calculados usando todos los coeficientes, aunque no hayan sido significativos.

Los atributos de uso de suelo (excepto la diversidad), ingreso promedio, número de rutas y tiempo de viaje pueden ser interpretados como elasticidades debido a que tanto estas variables como la variable dependiente han tenido una transformación logarítmica.

Tabla 4.5 Impacto directo e indirecto generado por cada atributo sobre el transporte público.

Atributos	Impacto directo			Impacto indirecto		
	Bus	Metro Indirecto	Metro Directo	Bus	Metro Indirecto	Metro Directo
Ingreso destino	0.002	0.021	-0.013	0.000	0.000	0.001
Comercio destino	0.014	0.005	0.011	0.000	0.000	-0.001
Industria destino	0.003	0.009	0.009	0.000	0.000	0.000
Adm. Pública destino	0.010	0.012	-0.005	0.000	0.000	0.000
Salud destino	-0.001	0.001	-0.030	0.000	0.000	0.000
Div. Uso de suelo destino	-0.177	-0.413	0.451	0.001	0.003	0.007
Personas origen	0.001	0.003	0.002	0.000	0.000	0.000
Edad origen	-0.004	0.000	-0.008	0.000	0.000	0.000
Pase escolar origen	0.037	0.060	-0.386	-0.001	-0.001	-0.002
Ingreso origen	-0.029	-0.031	0.135	0.000	0.000	0.000
Habitacional origen	0.021	0.032	0.039	0.000	0.000	-0.001
Div. Uso de suelo origen	0.407	0.344	0.802	-0.002	-0.001	0.001
Tiempo de viaje	0.231	0.260	0.157	0.002	0.001	-0.002
Nº rutas	0.823	0.648	0.139	0.001	0.001	0.008
Nº etapas	-0.482	-0.548	0.055	0.000	0.002	0.008
Capacidad por ruta	-0.008	0.045	0.015	0.000	0.000	0.000

En la Tabla 4.5 se observa que, tanto para el caso del bus como metro indirecto, el ingreso del destino y el tiempo de viaje fomentan el uso de estos modos, mientras que el ingreso del origen desincentiva esos modos. Lo anterior se puede explicar debido a que los usuarios de sectores de bajos ingresos deben realizar largos viajes a sectores de altos ingresos con motivos de trabajo (periodo punta mañana). Ese resultado no se observa en el caso del metro directo, donde sucede algo inverso, ya que el ingreso del origen fomenta su uso, mientras que el ingreso del destino lo desincentiva.

En general, se observa gran similitud entre el caso del bus y del metro indirecto, los cuales indican que el comercio, industria y administración pública del destino generan una mayor cantidad de viajes en estos modos, mientras que diversidad del suelo del destino tienen un impacto negativo sobre el uso del bus y del metro indirecto. Además, se puede notar que estos casos se ven

beneficiados por la proporción de personas que cuentan con pase escolar, mientras que el número de etapas de la conexión afecta negativamente su uso. Por otra parte, existen similitudes entre los tres tipos de conexiones, como es el caso de la cantidad de personas, uso habitacional y diversidad del uso de suelo del origen, los cuales tienen un impacto directo positivo, mientras que la edad promedio tiene un impacto directo negativo.

Con respecto a la oferta, se observa que en los tres tipos de conexiones el tiempo de viaje y el número de rutas tienen un impacto positivo sobre la demanda. El número de etapas tiene un impacto negativo tanto en el uso del bus como de los pares conectados de forma indirecta por el metro, mientras que el número de etapas de los pares conectados directamente por el metro presentan un impacto positivo. Por otra parte, la capacidad por ruta tiene un impacto directo positivo en los pares conectados de forma directa e indirecta por el metro, mientras que tiene un impacto negativo en el caso de los buses. Resulta llamativo el efecto positivo del tiempo de viaje en los tres casos y el efecto negativo que tienen la capacidad en el uso de los buses. El primer efecto se puede explicar por el hecho que el tiempo de viaje está altamente correlacionado a la distancia, por lo tanto, indica que los viajes en transporte público con motivo obligado están asociados a largas distancias, es decir, no están incentivados por elegir viajes más largos, sino que no tienen la opción de elegir. El segundo efecto requiere de un mayor estudio para analizar a qué se pudo haber debido este resultado contraintuitivo.

Finalmente, todos los impactos indirectos son bajos en relación al impacto directo de cada atributo; las relaciones más altas son la cantidad de rutas y de etapas de los pares conectados de forma directa por el metro, las cuales tienen un impacto indirecto positivo. Esto implica que el aumento del número de rutas y el número de etapas incentiva el uso del transporte público de los pares que conecta y de los que se encuentren en sus cercanías. En el caso del número de rutas se puede explicar como que, al mejorar la conexión de un determinado par de zonas a través del metro, éste trae consigo una mejora en el nivel de servicio de los sectores cercanos, incentivando indirectamente el uso del transporte público. El número de etapas de las zonas conectadas directamente por el metro no parece tener sentido, se sospecha que está correlacionado con algún atributo no considerado y que fomenta el uso del metro, como puede ser algún indicador asociado a la cobertura entregada o al nivel de servicio.

4.4 Cambio de demanda causado por la línea 6

Las Figuras 4.2 y 4.3 muestran el cambio en la demanda provocado por la L6, agregado por origen y destino. Se puede observar a nivel de viajes generados, las zonas más beneficiadas son aquellas donde está ubicadas las nuevas estaciones. Mientras que en los sectores cercanos a las estaciones se observan casos donde la demanda aumenta y otros en los que disminuye. El aumento de demanda puede ser debido a la mejora del nivel de servicio de esos sectores como medida complementaria a la implementación de la línea 6. El caso de disminución de demanda se puede explicar a priori como la redistribución de viajes hacia los sectores donde están las estaciones. También se observó que, a nivel de generación, los sectores periféricos del sector sur se vieron beneficiados debido a la posibilidad de utilizar la línea 6 a través de trasbordos. Finalmente, a nivel de viajes atraídos, el sector más beneficiado es el oriente.

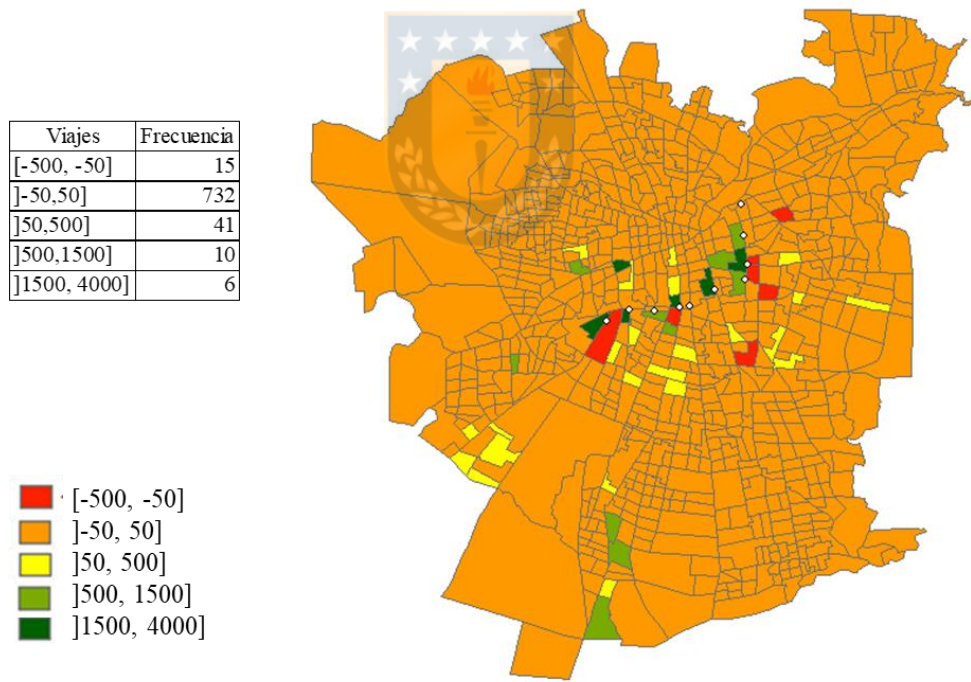


Figura 4.2 Efecto L6 agregado por origen.

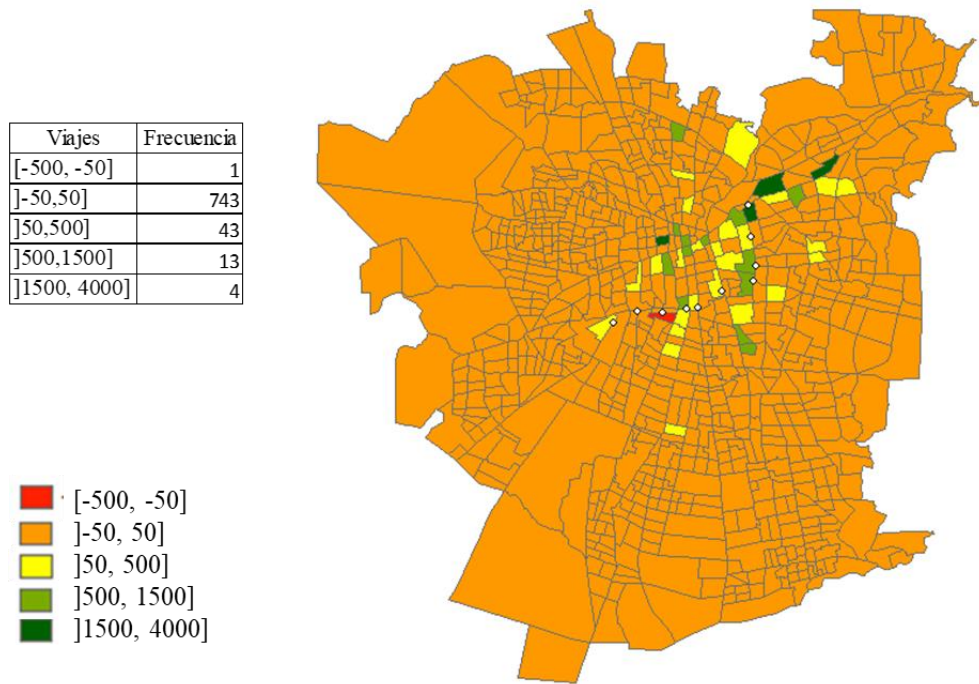


Figura 4.3 Efecto L6 agregado por destino.



4.5 Conclusión

Los coeficientes autoregresivos (ρ_1 , ρ_2 y ρ_3) en todos los casos fueron significativos, demostrando la importancia de incluir este tipo de variables. También observó la importancia de incluir la correlación de la red, la cual mejora el desempeño del modelo y provoca un cambio en los coeficientes autoregresivos, por lo que al no incorporar esta variable se podrían estimar coeficientes autoregresivos errados.

Con respecto a los impactos de cada atributo, se observó que en los tres tipos de conexión la cantidad de personas, uso de suelo habitacional, diversidad de uso de suelo del origen, tiempo de viaje, número de rutas y capacidad por ruta tienen un impacto positivo en el uso del transporte público, mientras que la edad promedio de la zona de origen tiene un impacto directo negativo en los tres casos. Los impactos indirectos son bajos en relación al impacto directo de cada atributo; las relaciones más altas son la cantidad de rutas y de etapas de los pares conectados de forma directa por el metro, las cuales tienen un impacto indirecto positivo.

El mayor cambio generado a nivel de origen son aquellas zonas ubicadas en las estaciones de la nueva línea, también se ven beneficiadas algunas zonas alejadas, principalmente en la zona sur, a las estaciones debido al uso intermodal del transporte público. A nivel de destino, se observa que las zonas beneficiadas están ubicadas principalmente en el sector céntrico y oriente, cercano a las estaciones.



Capítulo 5 CONCLUSIONES

5.1 Conclusiones y comentarios

Este trabajo planteó un método para evaluar el impacto provocado por la implementación de una nueva línea de metro a nivel de pares OD de todo el Gran Santiago, a través de un modelo de interacción espacial, utilizando información proveniente de las tarjetas inteligentes del transporte público de Santiago.

Al comparar los modelos de interacción espacial con la clásica regresión lineal se confirma la importancia del uso de variables autoregresivas en los modelos de estimación de demanda, los tres coeficientes (ρ_1 , ρ_2 y ρ_3) fueron significativos en todos los modelos que los incorporaron, además se observó que la componente espacial de los atributos de oferta es más relevante que la componente espacial de los atributos de generación y atracción de las zonas de origen y destino, respectivamente. Por otra parte, el modelo estimado tiende a subestimar la demanda y presenta problemas para representar los pares OD que cuentan con alto flujo, principalmente los pares conectados directamente por el metro. Esto se pudo deber a la omisión de variables, tales como confiabilidad, seguridad y comodidad, y a que el modelo espacial tampoco fue capaz de recoger su efecto.

Con respecto a los impactos de cada atributo, se observó que en los tres tipos de conexión la cantidad de personas, uso de suelo habitacional, diversidad de uso de suelo del origen, tiempo de viaje, número de rutas y capacidad por ruta tienen un impacto positivo en el uso del transporte público, mientras que la edad promedio de la zona de origen tiene un impacto directo negativo en los tres casos. Los pares OD conectados indirectamente por el metro o metrotren son similares a los pares OD conectados por los buses, los cuales pueden ser representados como largos viajes desde zonas de bajos ingresos a zonas de altos ingresos. Los impactos indirectos en general son bajos, los únicos destacados son el número de rutas y el número de etapas de los pares conectados directamente por el metro, los cuales son positivos. Esto implica que, en promedio, los pares conectados directamente por el metro no compiten con los otros dos tipos de conexión, sino que también beneficia a sus sectores cercanos. Por otra parte, los resultados contraintuitivos, tales como el efecto positivo en el uso del transporte público al aumentar el número de etapas o la disminución

de demanda al aumentar la capacidad de los pares conectados por los buses, son atribuidos a la no incorporación de variables que permitan representar la congestión o la competencia con otros modos de transporte.

Al mapear las variaciones estimadas se observa que, a nivel de origen, los sectores más beneficiados son aquellos donde están ubicadas las estaciones, además se observan algunos casos en que los sectores contiguos a las estaciones disminuyen la cantidad de viajes generados. Es necesario analizar con más detalles a qué se debe que ciertos sectores cercanos a las estaciones aumenten su demanda y otros disminuyan. También se visualiza los beneficios que entregan a ciertos sectores periféricos. A nivel de destino se observa que los sectores más beneficiados son el sector céntrico y oriente, los cuales corresponden al CBD del Gran Santiago.

Finalmente, dado que la estimación del coeficiente asociado a la diversidad del uso de suelo del origen indica que éste genera un impacto positivo en el uso del transporte público, entonces se propone que se generen políticas públicas que incentiven la diversidad del uso de suelo y así fomentar el uso de un modo de transporte eficiente y sustentable como lo es el transporte público. Por otra parte, la metodología planteada puede ser aplicada para estimar, con mayor precisión que los modelos típicamente utilizados, el impacto que tendrá la incorporación de una gran intervención del transporte público sobre la demanda de este mismo, por lo que su implementación podría resultar de utilidad para análisis de futuras líneas de metros a ser implementadas en el Gran Santiago.

5.2 Líneas futuras de investigación

Como líneas futuras de investigación se propone trabajar en más detalle con los pares conectados directamente por el metro y así entender cuál es la relación entre su demanda y los atributos escogidos. Para eso se podría disminuir la unidad de análisis y el área de estudio, definir áreas de influencia de las estaciones y estimar un nuevo modelo que considere la interacción espacial de la demanda. También se propone estimar la oferta usando la información proveniente de los GPS y así contar con indicadores de oferta más precisos. Además, se propone agregar variables que den cuenta de la relación entre el uso de suelo del origen y destino de cada par (e.g se espera baja

demanda en zonas en que el origen y destino tenga alto uso residencial). Otros atributos faltantes fueron el nivel de congestión y características de modos de transporte particulares (bicicleta, auto, etc.). Con respecto a la forma funcional del modelo se propone utilizar una distribución de Poisson para representar a la variable dependiente, dado que es una variable de conteo. También se sugiere estimar un modelo en que el error tenga una componente espacial (modelo de error espacial) y compararlo con el modelo planteado en este trabajo. Finalmente, es necesario realizar un estudio más detallado de las ventajas de estimar la demanda del transporte público usando un modelo de interacción espacial, esto se puede realizar a través de un análisis de sensibilidad de los modelos en distintos escenarios y así dar cuenta de la estabilidad y confiabilidad de sus estimaciones



REFERENCIAS

Akwawua, S., Poller, J.A., 2001. The development of an intervening opportunities model with spatial dominance effects. **Journal of Geographical Systems**, **3(1)**, 69–86.

Bagchi, M., y White, P. (2004). What role for smart-card data from bus systems?. **Municipal Enginner**, **157(1)**, 39–46.

Bagchi, M., y White, P. (2005). The potential of public transport smart card data. **Transport Policy** **12(5)**, 464–474.

Ben-Akiva, M.E., Lerman, S.R., 1985. **Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand**. MIT Press.

Black, W., 1992. Network autocorrelation in transport network and flow systems. **Geographical Analysis**, **24(3)**, 207-222.

Black, W.R., Thomas, I., 1998. Accidents on Belgium's motorways: a network autocorrelation analysis. **Journal of Transport Geography**, **6(1)**, 23-31.

Bolduc, D., Dagenais, M.G., Gaudry, M.J.I., 1989. Spatially autocorrelated errors in origin-destination models: a new specification applied to aggregate mode choice. **Transportation Research Part B**, **23**, 361–372.

Cascetta E, Papola A (2000) Dominance among alternatives in choice set modelling: General theory and application to the destination choice. **In 9th IATBR Conference**, Sydney, Australia.

Cascetta, E. (2009). Transportation systems analysis: models and applications (Vol. 29). **Springer Science & Business Media**.

Cascetta, E., Pagliara, F., y Papola, A. (2007). Alternative approaches to trip distribution

modelling: A retrospective review and suggestions for combining different approaches. **Papers in Regional Science**, **86(4)**, 597–620.

Chun, Y., Kim, H., y Kim, C. (2012). Modeling interregional commodity flows with incorporating network autocorrelation in spatial interaction models: An application of the US interstate commodity flows. **Computers, Environment and Urban Systems**, **36(6)**, 583–591.

David, K.W., 1961. Comparison of trip distribution by opportunity model and gravity model. **Pittsburgh Area Transportation Study**.

De Grange, L., Ibeas, A., y González, F. (2011). A Hierarchical Gravity Model with Spatial Correlation: Mathematical Formulation and Parameter Estimation. **Networks and Spatial Economics**, **11(3)**, 439–463.

Deakin, E., y Kim, S. (2001). Transportation Technologies: Implications for Planning. **Journal of Transport and Land Use**.

Dempsey, P. S. (2007). Privacy Issues With the Use of Smart Cards. **SSRN Electronic Journal**, 1–47.

Devillaine, F., Munizaga, M., & Trépanier, M. (2012). Detection of Activities of Public Transport Users by Analyzing Smart Card Data. **Transportation Research Record**, **2276(1)**, 48-55.

DTPM. (2017). Informe de gestión 2017.

Erlander, S, Stewart, NF, 1990. The gravity model in transportation analysis: theory and extensions. **Topics in transportation, VSP**.

Fichet de Clairfontaine, A., Fischer, M. M., Lata, R., y Paier, M. (2015). Barriers to cross-region research and development collaborations in Europe: evidence from the fifth European framework programme. **Annals of Regional Science**, **54(2)**, 577–590.

Fik, T.J., Mulligan, G.F., 1990. Spatial flows and competing central places: toward a general theory of hierarchical interaction. **Environment and Planning A** **22**, 527–549.

Fischer, M. M., y Griffith, D. A. (2008). Modeling spatial autocorrelation in spatial interaction data: An application to patent citation data in the european union. **Journal of Regional Science**, **48(5)**, 969–989.

Getis, Authur, y Daniel A. Griffith. 2002. Comparative spatial filtering in regression analysis. **Geographical Analysis**, **34**,130-40.

Goetzke, F., 2003. Are Travel Demand Forecasting Models Biased Because of Uncorrected Spatial Autocorrelation? **50th Annual North American Meeting Regional Science Association**.

Griffith, D. y K. Jones, 1980. Explorations into the Relationships Between Spatial Structure and Spatial Interaction, **Environment and Planning A**, **12**, 187-201.

Griffith, D. A. (2009). Modeling spatial autocorrelation in spatial interaction data: Empirical evidence from 2002 Germany journey-to-work flows. **Journal of Geographical Systems**, **11(2)**, 117–140.

Haining, Robert. 1991. Bivariate correlation and spatial data. **Geographical Analysis**, **23**, 210- 27.

Haynes, K.E., Poston, D.L.J., Schnirring, P., 1973. Intermetropolitan migration in high and low opportunity areas: indirect tests of the distance and intervening opportunities hypotheses. **Economic Geography**, **49**, 68–73.

Heanus, K., Pyers, C., 1966. A comparative evaluation of trip distribution procedures. **Public Roads** **34**, 43–51.

Hensher DA, Greene WH (2001) The mixed logit model: The state of practice and warnings for the unwary. **Institute of Transport Studies**, 1-39.

Hickman, M. (2016) Transit origin-destination estimation. En Karuachi y Schmöcker (eds.). **Public Transport Planning with Smart Card Data**. CRC Press.

Kerkman, K., Martens, K., y Meurs, H. (2017). A multilevel spatial interaction model of transit flows incorporating spatial and network autocorrelation. **Journal of Transport Geography**, **60**, 155–166.

Kerkman, K., Martens, K., y Meurs, H. (2018). Predicting travel flows with spatially explicit aggregate models On the benefits of including spatial dependence in travel demand modeling. **Transportation Research Part A**, **118**, 68–88.

Kim, K., Kim, V., y Kim, H. (2019). Spatiotemporal auto-regressive model for origin–destination air passenger flows. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society**, **182(3)**, 1003–1016.



Karuachi, F., y Schmöcker, J. D. (2017). **Public transport planning with smart card data**. CRC Press.

Lata, R., Scherngell, T., y Brenner, T. (2015). Integration Processes in European Research and Development: A Comparative Spatial Interaction Approach Using Project Based Research and Development Networks, Co-Patent Networks and Co-Publication Networks. **Geographical Analysis**, **47(4)**, 349–375.

Lawson, M., Dearing, J., 1967. A comparison of four work trip distribution models. **Journal of the Highway Division**, **93(2)**, 1-26.

Lenormand, M, Huet, S, Gargiulo, F, Deffuant, G, 2012. A universal model of commuting networks. **PloS one**, **7(10)**, e45985.

Lenormand, M., Bassolas, A., y Ramasco, J. J. (2016). Systematic comparison of trip distribution laws and models. **Journal of Transport Geography**, **51**, 158–169.

LeSage, J. P., y Llano-Verduras, C. (2014). Forecasting spatially dependent origin and destination commodity flows. **Empirical Economics**, **47(4)**, 1543–1562.

LeSage, J. P., y Pace, R. K. (2008). Spatial econometric modeling of origin-destination flows. **Journal of Regional Science**, **48(5)**, 941–967.

LeSage, J. P., 2008. An introduction to spatial econometrics. **Rev. Econ. Ind.** **123**, 19–44.

LeSage, J. P. and Pace, R. K. (2008) Spatial econometric modeling of origin-destination flows. **Journal Regional Science**, **48**, 941–967

Lesage, James Paul, y Polasek, W. (2008). Incorporating transportation network structure in spatial econometric models of commodity flows. **Spatial Economic Analysis**, **3(2)**, 225–245.

Liang, X, Zhao, J, Dong, L, Xu, K, 2013. Unraveling the origin of exponential law in intra- urban human mobility. **Scientific Reports** **3**, 2983.

Margaretic, P., Thomas-Agnan, C., y Doucet, R. (2017). Spatial dependence in (origin-destination) air passenger flows. **Papers in Regional Science**, **96(2)**, 357–380.

Masucci, A., Serras, J., Johansson, A., Batty, M., 2013. Gravity versus radiation models: on the importance of scale and heterogeneity in commuting flows. **Physical Review E**, **88(2)**, 022812.

McNally, M. G., y Rindt, C. R. (2007). The activity-based approach. **En Handbook of Transport Modelling: 2nd Edition (pp. 55-73)**. Emerald Group Publishing Limited.

Mendiola, L., González, P., Cebollada, À., 2014. The link between urban development and the modal split in commuting: the case of Biscay. **Journal of Transport Geography**, **37**,1–9.

Metulini, R., Sgrignoli, P., Schiavo, S., y Riccaboni, M. (2018). The network of migrants and international trade. **Economia Politica**, **35(3)**, 763–787.

- Moura, T. G. Z., Chen, Z., y Garcia-Alonso, L. (2019). Spatial interaction effects on inland distribution of maritime flows. **Transportation Research Part A**, **128**, 1–10.
- Munizaga, M. A., y Palma, C. (2012). Estimation of a disaggregate multimodal public transport Origin – Destination matrix from passive smartcard data. **Transportation Research Part C**, **24**, 9–18.
- Ni, L., Cara, X., y Michael, X. (2018). A spatial econometric model for travel flow analysis and real-world applications with massive mobile phone data. **Transportation Research Part C**, **86**, 510–526.
- Ortúzar, J., Willumsen, L., 2011. Modeling Transport. **John Wiley and Sons Ltd.**, New York.
- Páez, A., y Scott, D. M. (2004). Spatial statistics for urban analysis: A review of techniques with examples. **GeoJournal**, **61(1)**, 53–67.
- Patuelli, R., Griffith, D. A., Tiefelsdorf, M., & Nijkamp, P. (2011). Spatial filtering and eigenvector stability: Space-time models for German unemployment data. **International Regional Science Review**, **34(2)**, 253–280.
- Patuelli, R., Linders, G. J. M., Metulini, R., y Griffith, D. A. (2016). The space of gravity: Spatially filtered estimation of a gravity model for bilateral trade. **Advances in Spatial Science**, 145–169.
- Peeters, D., Thomas, I., 2009. Network autocorrelation. **Geographical Analysis**, **41(4)**, 436-443.
- Bolduc, D., Laferrière, R., Santarossa, G., 1992. Spatial autoregressive error components in travel flow models. **Regional Science and Urban Economics**, **22(3)**, 371-385.
- Pelletier, M., Trépanier, M., y Morency, C. (2011). Smart card data use in public transit: A literature review. **Transportation Research Part C**, **19(4)**, 557–568.
- Pyers, C., 1966. Evaluation of intervening opportunities trip distribution models. **Highway**

Research Record, 114, 71–88.

Ruiter, E.R., 1967. Toward a better understanding of the intervening opportunities model. **Transportation Research** 1, 47–56.

Schneider, M. (1959). Gravity Models and Trip Distribution Theory. **Papers in Regional Science**, 5(1), 51-56.

Simini, F., González, M.C., Maritan, A., Barabasi, A.L., 2012. A universal model for mobility and migration patterns. **Nature** 484, 96–100.

Stouffer, S. (1940). Intervening Opportunities: A Theory Relating Mobility and Distance. **American sociological review**, 5(6), 845-867.

Tiefelsdorf, M. (2003). Misspecifications in interaction model distance decay relations: A spatial structure effect. **Journal of Geographical Systems**, 5(1), 25–50.

Tiefelsdorf, Michael, and Daniel A. Griffith. 2007. Semiparametric filtering of spatial auto correlation: The eigenvector approach. **Environment and Planning A**, 39, 1193-221.

Trépanier, M. y C. Morency (2010) Assessing transit loyalty with smart card data. **In 12th World Conference on Transport Research**. Lisboa. Portugal. Julio.

Trépanier, M., C. Morency y B. Agard, (2009) Calculation of transit performance measures using smartcard data. **Journal of Public Transportation**, 12(1), 5.

Tsutsumi, M., y Tamesue, K. (2011). Intraregional Flow Problem in Spatial Econometric Model for Origin-destination Flows. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, 21, 184–192.

Utsunomiya, M., J. Attanucci y N. Wilson (2006) Potential uses of transit smart card registration and transaction data to improve transit planning. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**. 1971. 119-126.

Wang, Z., Ye, X., Lee, J., Chang, X., Liu, H., y Li, Q. (2018). A spatial econometric modeling of online social interactions using microblogs. **Computers, Environment and Urban Systems**, **70**, 53–58.

Wills MJ (1986) A flexible gravity-opportunity model for trip distribution. **Transportation Research B** ,**20**, 89–111.

Wilson, A., 1970. Entropy in urban and regional modelling. Pion: London.

Yang, Y., Herrera, C., Eagle, N., González, M.C., 2014. Limits of predictability in commuting flows in the absence of data for calibration. **Scientific Reports** **4**, 5662.

Zhao, F., Chow, L.F., Li, M.T., Gan, A., L., S.D., 2001. Refinement of FSUTMS trip distribution methodology. **Technical Report Technical Memorandum 3**. Florida International University.

Zipf, G. K. (1946). The P 1 P 2/D hypothesis: on the intercity movement of persons. **American sociological review**, **11(6)**, 677-686.

