



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

**ESTIMACIÓN Y ANÁLISIS DE MODELOS DE DEMANDA AGREGADA
PARA EL TRANSPORTE PÚBLICO EN SANTIAGO DE CHILE.**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

FELIPE JESÚS MÉNDEZ SOTO

PROFESOR GUÍA:
ALEJANDRO TIRACHINI HERNÁNDEZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ALEJANDRA PUENTE CHANDÍA
CRISTIAN GUEVARA CUE

SANTIAGO DE CHILE
2023

ESTIMACIÓN Y ANÁLISIS DE MODELOS DE DEMANDA AGREGADA PARA EL TRANSPORTE PÚBLICO EN SANTIAGO DE CHILE.

La ciudad de Santiago dispone de un sistema integrado de transporte público que se extiende sobre una superficie de 680 km^2 , abarcando las 32 comunas de la provincia de Santiago más las comunas de San Bernardo y Puente Alto, a través de tres modos de transporte: bus, metro y tren. De acuerdo a la última encuesta Origen-Destino, en un día laboral normal se realizan cerca de 18,5 millones de viajes, de los cuales el 25 % corresponde a transporte público, el 26 % a automóvil particular, el 34,5 % corresponde a caminata y el resto se divide principalmente entre bicicleta y taxi colectivo. Las tendencias en la movilidad de Santiago muestran que a lo largo del tiempo el automóvil particular ha aumentado su participación modal, junto con fuertes inversiones en estructura vial que incentivan el uso de este, creciendo cerca de un 5 % entre los años 2001-2012. Por el contrario, las tendencias en el transporte público muestran una disminución en los viajes realizados en este, con una participación modal que ha disminuido cerca de un 3,2 % en el mismo periodo.

El objetivo de este estudio es abordar las tendencias actuales en la movilidad en Santiago, con el fin de comprender los factores claves que estimulan e impulsan la demanda de transporte público en la ciudad, con la finalidad de guiar y respaldar los objetivos establecidos por Chile en el ámbito del transporte público.

La metodología empleada se basa en la estimación de las elasticidades de la demanda a corto plazo utilizando un modelo de regresión log-log. Este enfoque tiene en cuenta la posible presencia de autocorrelación en los residuos y del problema de endogeneidad que se presenta con la relación entre demanda y variables de nivel de servicio como vehículos-kilómetro y coche-kilómetro. Los resultados muestran que el sistema de transporte es sensible a los cambios en la tarifa, mostrando una elasticidad cercana a $-0,3$ y significancia estadística principalmente en los modelos correspondientes al modo Bus. Del mismo modo, las variables correspondientes al nivel de servicio presentan significancia estadística en la mayoría de los modelos, fluctuando entre los valores 0,5 y 1. La elasticidad de la tasa de desempleo muestra signo positivo y significancia estadística en todos los modelos, con elasticidades cercanas a 0,1. La elasticidad del PIB per cápita, mayoritariamente no muestra significancia estadística, y valor fluctúa entre los valores $-1,0$ y $-0,5$. Por último, las variables binarias mensuales, tomando como base el mes de Enero, muestran valores más bajos en los meses correspondientes a vacaciones y a los meses de lluvia en todos los modelos.

Los resultados sugieren aprovechar la sensibilidad de la demanda ante los niveles de servicio proporcionados por los operadores de transporte público a fin de generar incentivos que impulsen el aumento de la demanda del sistema. Por otra parte, los resultados muestran que no es posible caracterizar al sistema de transporte público como bien de carácter inferior, ya que la relación negativa entre PIB per cápita y demanda, se debe principalmente a el incremento de los viajes en automóvil. Finalmente, los usuarios del modo Bus muestran una mayor sensibilidad a las variaciones en la tarifa, mientras que los usuarios del sistema de Metro demuestran una mayor capacidad para afrontar económicamente un aumento en la tarifa.

*A mi Padre por el constante apoyo en el transcurso de mi etapa como estudiante
A mi Madre por su amor desde pequeño
A el profesor Alejandro Tirachini por la oportunidad.*

Con amor

Tabla de Contenido

1. Antecedentes Generales	1
1.1. Movilidad en Santiago de Chile	1
1.2. Sistema de transporte público en Santiago de Chile	7
1.2.1. Modelo de negocio	7
1.2.2. Modelo de Gobernanza	8
1.2.3. Características principales	10
2. Justificación y objetivos	17
2.1. Justificación	17
2.2. Resultados esperados	22
2.3. Alcances	22
2.4. Objetivos	23
2.4.1. Objetivo general	23
2.4.2. Objetivos específicos	23
3. Marco conceptual	24
3.1. Antecedentes de Estudio	24
4. Metodología	35
4.1. Modelo teórico	35
5. Datos	37
5.1. Construcción base de datos	37
5.2. Análisis exploratorio de los datos	39
5.2.1. Transacciones Bus	40
5.2.2. Transacciones Metro	41
5.2.3. Viajes Bus y Metro	43
5.2.4. Variables explicativas	43
5.2.5. Estacionalidad Mensual	48
5.2.6. Estacionalidad Diaria	49
5.2.7. Feriados	50
6. Resultados	52
6.1. Modelo transacciones Bus	54
6.1.1. Resultados	54
6.2. Modelo transacciones Metro	56
6.2.1. Resultados	56
6.3. Modelo Viajes Totales	59

6.3.1. Resultados	59
6.4. Análisis y validación	61
7. Conclusiones	67
Bibliografía	70

Índice de Tablas

1.1.	Proporción total de viajes diarios según propósito.	2
1.2.	Participación modal Región Metropolitana, Encuesta Origen-Destino 2012. . .	4
1.3.	Distribución porcentual flota de buses año 2021. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	12
3.1.	Resumen elasticidades literatura.	30
5.1.	VARIABLES de la base de datos, con su grupo, tipo e intervalo de tiempo.	39
5.2.	Estadísticos descriptivos base de datos periodo 2010-2022.	40
6.1.	Resultados modelos correspondientes a transacciones totales modo Bus.	56
6.2.	Resultados modelos correspondientes a transacciones totales modo Metro.	57
6.3.	Resultados modelos correspondientes a viajes totales del sistema de transporte.	60

Índice de Ilustraciones

1.1.	Histograma viajes día laboral por propósito y horario del día. Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012.	2
1.2.	Generación de viajes motorizados y no motorizados por nivel de ingreso y tasa de motorización. Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012. (*) Categorías de ingreso (en pesos chilenos del año 2012): Bajo < 200.000, Medio entre 200.000 y 1.600.000, Alto >1.600.000.	3
1.3.	Viajes por modo de transporte según Encuestas Origen-Destino año 2001 y 2012. Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012.	5
1.4.	Relaciones PIB, tasa motorización y transacciones anuales en buses periodo 2012-2017. Fuente: Elaboración propia, datos INE. (*) <i>La línea representa un ajuste lineal de los datos, donde el área roja corresponde al intervalo de confianza (95 %) utilizado en la estimación.</i>	6
1.5.	Modelo de negocio Transantiago vs RED. Fuente: DTPM.	8
1.6.	Operadores y su correspondiente Unidad de Negocio geográficamente (Azul: unidad negocio 2, Verde: unidad negocio 3, Naranja: unidad negocio 3, Celeste: unidad negocio 4, Rojo: unidad negocio 5 y Amarillo: unidad negocio 7). Fuente: DTPM.	9
1.7.	Autoridad de Transporte público y su interacción con las entidades responsables del funcionamiento del sistema. Fuente: DTPM.	10
1.8.	Tarifas sistema de transporte público, periodo 2012-2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	11
1.9.	Longitud red Metro, con aperturas en periodo 2008 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	13
1.10.	Evolución transacciones y viajes periodo 2010 - 2021. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	14
1.11.	Evolución transacciones periodo 2012 - 2021, con desagregación por modo. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	14
1.12.	Afluencia anual Metro, periodo 2000-2020. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	15
1.13.	Proporción transacciones sistema con desagregación por modo y tipo tarifa. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	16

2.1.	Evolución PIB per cápita vs tasa motorización. Fuente: Elaboración propia, datos INE y Banco Mundial. <i>(*) La línea representa un ajuste lineal de los datos, donde el área roja corresponde al intervalo de confianza (95 %) utilizado en la estimación.</i>	18
2.2.	Accidentes y parque de vehículos Región Metropolitana. Fuente: Elaboración propia, datos INE y CONASET.	19
2.3.	Emisiones de CO ₂ y parque de vehículos Región Metropolitana. Fuente: Elaboración propia, datos INE y Ministerio del Medio Ambiente.	20
2.4.	Ciclos transporte público.	21
5.1.	Transacciones modo Bus diarias en millones, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM. <i>(*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.</i>	41
5.2.	Transacciones modo Metro diarias en millones, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM. <i>(*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.</i>	42
5.3.	Viajes Bus y Metro diarios en millones, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM. <i>(*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.</i>	43
5.4.	Tendencia Coche-km y Vehículos cada 30 días, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	44
5.5.	ICF e ICR más histogramas, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	45
5.6.	Tarifa adultos, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	46
5.7.	Velocidad semanal buses y parque de vehículos Región Metropolitana, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos INE y DTPM.	46
5.8.	Ingreso per cápita y tasa desempleo, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos INE.	47
5.9.	Precipitaciones Región Metropolitana, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos Dirección Meteorológica de Chile.	48
5.10.	Estacionalidad transacciones modo Bus, periodo 2012-2016. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	48
5.11.	Box-plot Transacciones Bus y Viajes totales, periodo 2010-2018. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	49
5.12.	Transacciones diarias y niveles de servicio para modo Bus y Metro mes Marzo del 2017. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	50
5.13.	Scatter-plot Transacciones modo Bus, separando por feriados y fin de semana, para el periodo 2014-2019. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	50
5.14.	Transacciones diarias y niveles de servicio para modo Bus y Metro mes Marzo del 2017. Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.	51

6.1.	Elasticidades diferenciando por modo y modelos.	62
6.2.	Elasticidades variables oferta y externas considerando los modelos con ajuste en la correlación de los errores.	63
6.3.	Valores variables dummies mensuales considerando los modelos con ajuste en la correlación de los errores.	66

Capítulo 1

Antecedentes Generales

1.1. Movilidad en Santiago de Chile

La ciudad de Santiago de Chile, posee cerca de 7 millones de habitantes y se compone de 34 comunas, las cuales en su conjunto constituyen una superficie urbana cercana a los 641 km^2 , el 18% de ésta corresponde a superficie vial. La distribución de sus habitantes no es homogénea, pudiendo identificarse con claridad la segmentación socio-económica dependiendo de la ubicación en la ciudad, liderando así el ranking de segregación urbana (Publishing, 2013). En términos generales, la movilidad dentro de la ciudad varía dependiendo del horario del día. Durante las mañanas existe un comportamiento donde los viajes se caracterizan por realizarse desde la periferia hacia el centro de la ciudad, y en la tarde ocurren en dirección contraria (Munizaga and Palma, 2012). Diariamente, los principales medios de movilización utilizados son caminata, automóvil, transporte público (bus y metro), taxi colectivo y básico y bicicleta (Muñoz et al., 2015).

De acuerdo a la última encuesta Origen-Destino (SECTRA, 2014), se estimó para Santiago un total aproximado de 18,5 millones de viajes en día laboral, donde aproximadamente el 39% corresponde a viajes no motorizados (bicicleta y caminata) y el 61% corresponde a viajes motorizados. Se identifican 3 propósitos principales de viaje por los usuarios en un día laboral normal, los cuales son: Trabajo, Estudio, y Otros, donde Otros corresponde a cualquier viaje realizado por razones diferentes a Trabajo y Estudio. La distribución horaria de los viajes realizados por motivo de Trabajo, muestran máximos entre las 7:00 am y 9:00 am, y luego, entre las 18:00 pm y 20:00 pm, siendo estos dos periodos de tiempo los correspondientes a horario punta mañana y punta tarde respectivamente (RED, 2023). Los viajes correspondientes a propósito estudio, muestran relativamente la misma distribución que los viajes por trabajo, donde se puede identificar un máximo en el horario punta mañana y luego un máximo en el horario punta tarde. Se observa que el horario punta tarde para los viajes con propósito estudio, comienza antes que en los viajes con propósito trabajo, en concordancia con la jornada estudiantil completa presente en Chile (Muñoz et al., 2015). Los viajes correspondientes a el propósito Otros, muestran máximos entre las 12:00 pm y 15:00 pm, y presentan poca presencia en los horarios de la mañana y tarde. (ver Figura 1.1).

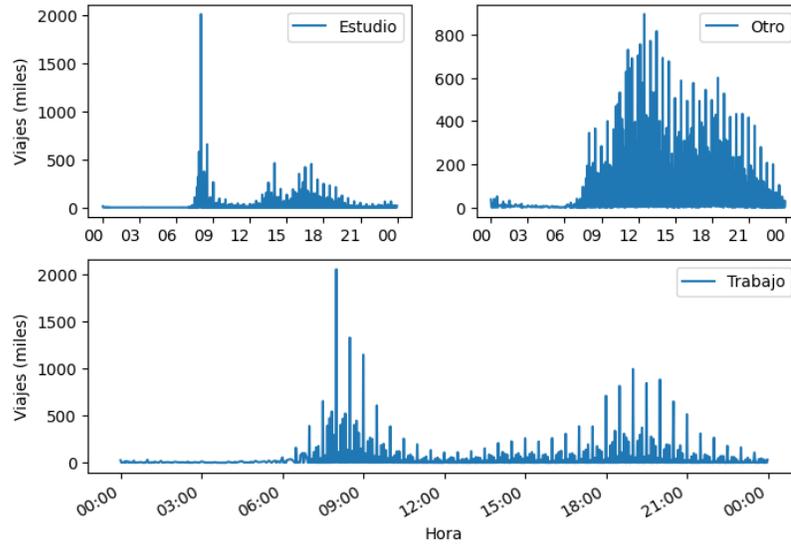


Figura 1.1: Histograma viajes día laboral por propósito y horario del día.
Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012.

En términos proporcionales, la distribución total de viajes tiene la siguiente distribución:

Trabajo	Estudios	Otros
32,40 %	19,50 %	48,10 %

Tabla 1.1: Proporción total de viajes diarios según propósito.

A partir de la misma encuesta, Muñoz et al. (2015) estima que en promedio cada habitante realiza 2,78 viajes diarios, y en consecuencia, cada hogar del Gran Santiago¹ genera cerca de 9 viajes diarios (3,2 habitantes por hogar).

Al ver la tasa de generación de viajes según nivel de ingreso y tasa de motorización² (ver Figura 1.2). Se observa que la tasa de generación de viajes motorizados (auto, transporte público, taxi colectivo y básico) es creciente con el nivel de ingreso y con la tasa de motorización.

¹ Provincia de Santiago y las comunas de Puente Alto y San Bernardo.

² Cantidad de vehículos motorizados por habitante.

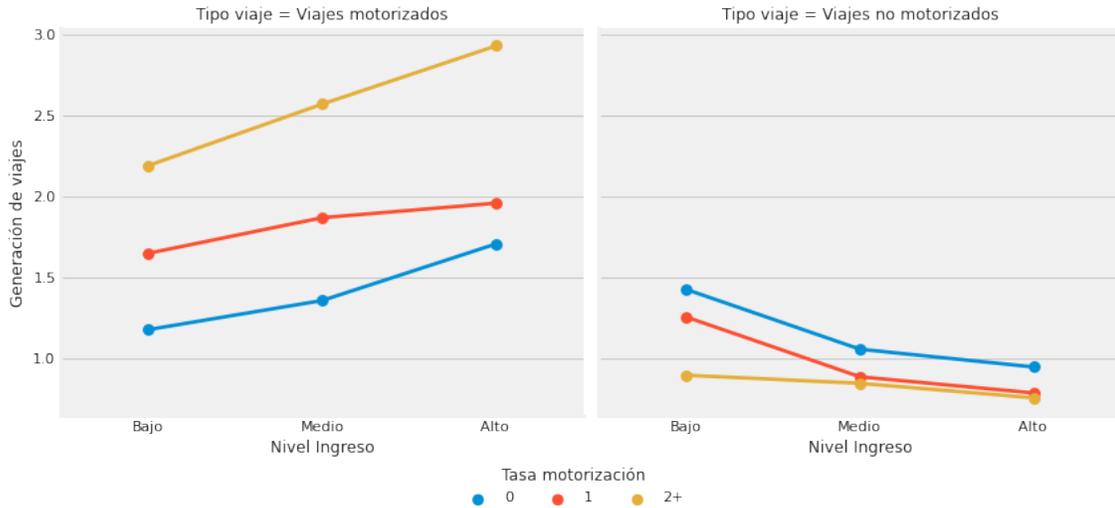


Figura 1.2: Generación de viajes motorizados y no motorizados por nivel de ingreso y tasa de motorización.

Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012.

(*) Categorías de ingreso (en pesos chilenos del año 2012): Bajo < 200.000, Medio entre 200.000 y 1.600.000, Alto >1.600.000.

En el caso contrario, la tasa de generación de viajes no motorizados (bicicleta y caminata) es decreciente con el nivel de ingreso y la tasa de motorización. Es decir, las personas de bajo ingreso son las que menos generan viajes motorizados y las que más generan viajes no motorizados. Particularmente, de acuerdo al Centro de Desarrollo Urbano Sustentable (CE-DEUS), las personas en los quintiles de mayor ingreso realizan cerca del 50 % de sus viajes en automóvil y cerca del 20 % de sus viajes en caminata, el quintil más pobre realiza menos del 5 % de sus viajes en automóvil y cerca del 50 % de sus viajes en caminata, siendo por lo tanto, la velocidad promedio de los viajes para el quintil de mayor ingreso 1,6 veces más grande que el quintil de menor ingreso, mostrando las fuertes limitaciones de desplazamiento que presenta el Gran Santiago.

La participación modal de acuerdo a la última encuesta Origen-Destino (SECTRA, 2014) se muestra en la Tabla 1.2. Se puede observar que el uso del automóvil en la Región Metropolitana posee una fuerte participación de mercado, siendo superior al transporte público. Por otra parte, la caminata es el modo con mayor participación modal con un valor correspondiente al 34,5 %. El transporte público abarca el 25 % de los viajes, donde el 22,2 % corresponde a viajes realizados solo en Metro, el 52,4 % corresponde a viajes solo en Bus y finalmente, el 25,4 % corresponde a viajes realizados en Bus-Metro. Por lo tanto, de los viajes realizados en transporte público, el 74,6 % se realiza en viajes de solo una etapa.

Modo	Viajes	Porcentaje (%)
Auto	4748600	25,7
Transporte público	4621400	25
Taxi Colectivo	530400	2,9
Taxi Básico	315000	1,7
Bicicleta	747100	4
Caminata	6363300	34,5
Otros	1135400	6,2
Total	18461200	100

Tabla 1.2: Participación modal Región Metropolitana, Encuesta Origen-Destino 2012.

De acuerdo a Muñoz et al. (2015), la distribución de los viajes en la ciudad se centra principalmente en el sector Oriente, correspondiente a las comunas de La Reina, Las Condes, Vitacura, Lo Barnechea, Providencia y Ñuñoa, con aproximadamente 4 millones de viajes, seguido por el sector Poniente, Sur, Sur-Oriente, Norte y Centro, con 3,3 millones de viajes, 3,1 millones de viajes, 2,8 millones de viajes, 2,3 millones de viajes y 1,9 millones de viajes respectivamente. Adicionalmente, el sector Oriente es el que presenta mayor crecimiento, con una tasa anual del 3,7%, seguido del sector Norte con un 1,3% anual, y por último, el sector Sur del Gran Santiago, presenta un decrecimiento de un -0,5% anual.

El análisis de comparar las últimas dos encuestas Origen-Destino, permite analizar y entender las últimas tendencias presentes en la Región Metropolitana en cuanto a movilidad. La Figura 1.3 muestra los resultados de la participación modal por modo de transporte en el año 2001 y 2012 de acuerdo a las últimas dos encuestas Origen-Destino realizadas en la Región Metropolitana (SECTRA, 2003, 2014). Se observa que la cantidad de viajes realizados en automóvil tiene un aumento en el tiempo, pasando de un 21% del total de viajes realizados (2001) a un 26% del total de viajes realizados. Por otra parte, los viajes en transporte público muestran una disminución equivalente a un 6%, pasando de un 31% según la encuesta del 2001 a un 25% según la encuesta del 2012. El modo *bip!* corresponde a viajes realizados solo en Bus, solo en Metro y a viajes Bus-Metro, donde la mayor caída se presenta en la cantidad de viajes de una etapa realizados en el modo Bus, cayendo cerca de un 4,2% con respecto a la encuesta realizada el 2001. Por otra parte, los viajes de una etapa en Metro y los viajes de dos etapas en Bus-Metro, aumentaron su magnitud creciendo en un 7% y un 18% respectivamente. En el mismo periodo, el ingreso per cápita aumento cerca de 2,34 veces.

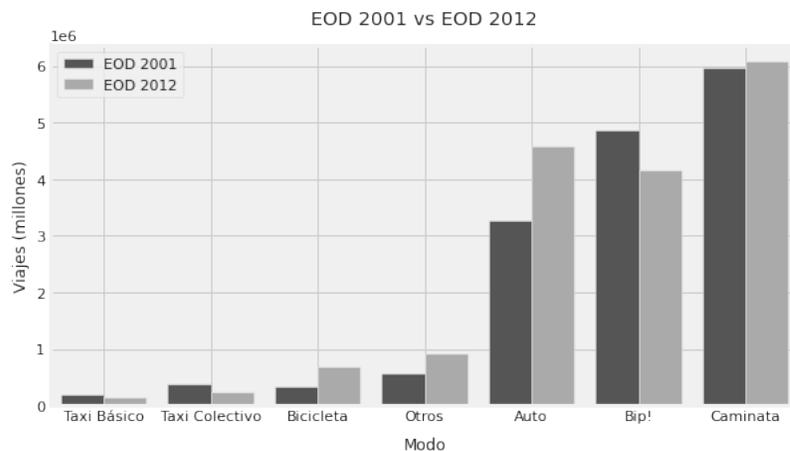


Figura 1.3: Viajes por modo de transporte según Encuestas Origen-Destino año 2001 y 2012.

Fuente: Elaboración propia, datos EOD 2012.

Muchos estudios han proporcionado evidencia sobre el efecto del uso del automóvil y el ingreso en la demanda del transporte público. En términos generales, se espera que el ingreso tenga un efecto positivo en la cantidad y duración promedio de los viajes realizados tanto en transporte público como en automóvil. Adicionalmente, el ingreso tiene un efecto directo en la cantidad de automóviles disponibles, y en consecuencia, existirá un impacto secundario negativo en la demanda del transporte público (Paulley et al., 2006). Así lo demuestra Gran Bretaña en el periodo 1983-2004, donde los autos por hogar aumentaron de 0,76 a 1,11 unidades y el ingreso per cápita aumentó cerca de un 68 %, la participación modal del transporte público para el modo Bus en el mismo tiempo disminuyó cerca de un tercio y la del Metro aumentó un 13 %. Esto se explica entre otras cosas, a que un aumento en la participación modal del automóvil trae consigo externalidades negativas, como la contaminación, los accidentes, la congestión y el ruido (Muñoz and Gschwender, 2008), y por lo tanto, los modos de transporte de superficie son percibidos por los usuarios de forma negativa, disminuyendo así su participación modal en los viajes diarios realizados por los usuarios (Balcombe et al., 2004). Velásquez (2009) en Colombia, muestra que el crecimiento del ingreso per cápita ha traído consigo un aumento en la cantidad de viajes realizados en transporte público. Al mismo tiempo, un crecimiento económico sostenido aumentará la cantidad de automóviles disponibles en la ciudad, mostrando un aumento del 20 % anual en las ventas de automóviles para el periodo de la investigación, permitiendo así que el transporte público pierda una porción considerable de viajes en contraste con el transporte privado. Del mismo modo, Toro-González et al. (2020) en Colombia, muestra que factores tales como el aumento de la cantidad de automóviles en Colombia, han provocado una disminución en la flota de buses, en respuesta hacia las preferencias de los usuarios por modos de transporte privados. Suecia muestra una tendencia similar, donde sin considerar Estocolmo, los viajes realizados en transporte público se redujeron en un 27,5 % en el periodo 1986-2001 (Holmgren, 2013).

La Región Metropolitana no es ajena a las tendencias expuestas anteriormente, y como la gran mayoría de ciudades del mundo, sufre ya de problemas de congestión que se hacen más complejos y prolongados a medida que aumenta el número de automóviles en la ciudad (MTT, 2013b). Primero, de acuerdo a las últimas dos encuestas Origen Destino, para el

periodo 2001-2012 los viajes en automóvil han tenido un crecimiento anual del 3,1 %, junto con un aumento de la tasa de motorización cercana al 100 %. En el mismo periodo, los viajes en transporte público sufrieron una disminución del 0.4 % anual, siendo el modo Bus el más afectado (Muñoz et al., 2015). En consecuencia, los tiempos de viaje en Santiago muestran una tendencia creciente en el tiempo, junto con una disminución en la velocidad promedio de los Buses, disminuyendo de 23,3 kilómetros por hora en Febrero-2012 a 18,5 kilómetros por hora para Diciembre del 2018 (DTPM, 2021). Segundo, se puede observar que en la Región Metropolitana (ver Figura 1.4), existe una relación positiva entre el ingreso per cápita y los viajes totales anuales del sistema en el periodo 2012-2017. Sin embargo, este fenómeno puede ser explicado por el natural efecto del aumento de la población y no por un aumento de nuevos usuarios o nuevos viajes realizados en el sistema, ya que justamente las últimas dos encuestas origen destino, muestran que la participación modal del transporte público ha caído un 7 % y adicionalmente, la inscripción de vehículos motorizados nuevos ha ido en aumento con una variación anual positiva en el periodo 2001-2019. De igual forma, se observa que en el periodo 2012-2017 existe una relación negativa entre la tasa de motorización y los viajes anuales del sistema completo. Estas tendencias, junto con la disminución relativa del costo de adquisición de automóviles, contribuirán a crear una presión sobre la infraestructura vial, que repercutirá especialmente en los períodos críticos del día: punta mañana y punta tarde (MTT, 2013b, Muñoz et al., 2015).

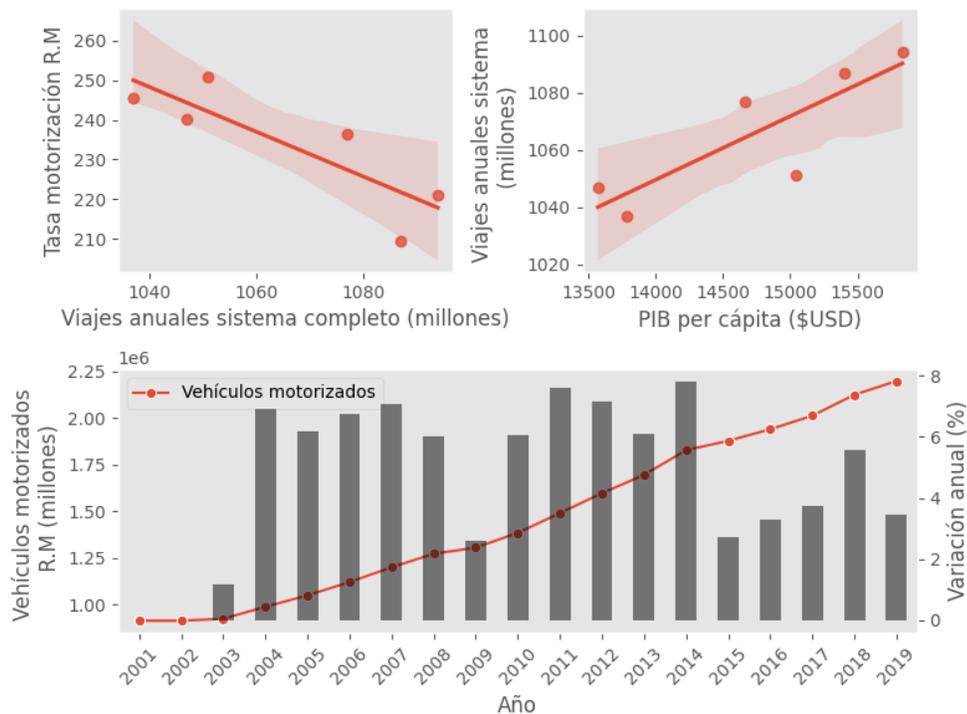


Figura 1.4: Relaciones PIB, tasa motorización y transacciones anuales en buses periodo 2012-2017.

Fuente: Elaboración propia, datos INE.

(*) La línea representa un ajuste lineal de los datos, donde el área roja corresponde al intervalo de confianza (95 %) utilizado en la estimación.

Chile aspira a alcanzar la carbono neutralidad para el año 2050, junto con una reducción de al menos el 25 % de las emisiones de carbono para el año 2030 y a disminuir el uso del

automóvil en beneficio del uso del transporte público (Gramsch et al., 2022). Es posible ver una dicotomía en el comportamiento de las inversiones direccionadas a la eficiencia de la movilidad en la ciudad, donde por un lado, las entidades encargadas buscan situar al transporte público como una opción más atractiva frente al automóvil, por el otro, la planificación vial centrada en el automóvil refleja una inversión urbana direccionada a la mejora y apertura de nuevas carreteras, tales como Autopista Central, Costanera Norte, Autopista Vespucio Norte y Sur, Túnel San Cristóbal, entre otras. Herrmann-Lunecke et al. (2020) muestra que el 30 % del gasto fiscal en proyectos de transporte en el periodo 2010-2016 fue destinado a subsidios para carreteras urbanas y solo el 13 % fue destinado al transporte público. Estas inversiones indudablemente posicionan al automóvil de forma positiva y en cierta medida, no contribuyen a ofrecer un sistema de transporte que priorice el bienestar y la eficiencia de la movilidad en la Región Metropolitana en el largo plazo.

1.2. Sistema de transporte público en Santiago de Chile

El año 2007 todo el sistema de transporte público quedó en manos del Ministerio de Transporte y Telecomunicaciones (MTT) a través de la coordinación del Transantiago, el cual integró física y tarifariamente la totalidad de los buses de transporte público y el Metro de Santiago, a través de un único medio de pago o acceso llamado tarjeta *bip!*.³ El año 2013, se crea el Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM) con la finalidad de velar por la adecuada coordinación de los diferentes modos presentes en el transporte público de Santiago. Las principales funciones del DTPM son coordinar, articular y hacer seguimiento de las acciones, programas y medidas que gestionan el transporte público, involucrando sectores públicos y privados responsables del plan capitalino (DTPM, 2021).

1.2.1. Modelo de negocio

El sistema de transporte público es un sistema regulado que funciona mediante concesiones a través de Operadores del Transporte Público⁴, los cuales operan los diferentes modos actuales de transporte: metro, bus y metro tren nos. Con la finalidad de entregar una mejor calidad servicio a los usuarios del sistema, eliminar las barreras de entrada para los nuevos operadores del transporte público, entregar incentivos para un óptimo mantenimiento de vehículos, y obtener condiciones contractuales más flexibles para reemplazar más eficientemente a los operados mal evaluados, se toma la decisión de operar con un nuevo modelo de negocio (estándar RED).

El primer modelo de negocio nace el año 2007 con Transantiago, donde los operadores tienen la responsabilidad total en la prestación del servicio de transporte, es decir, el operador es el responsable de la operación diaria del sistema y los componentes necesarios para realizarla: flota de vehículos, depósito de buses, mantenimiento de la flota, contrato de conductores, etc.

³ Nombre comercial de la tarjeta inteligente utilizada para acceder a cualquiera de los modos de transporte. Funciona sin contacto, y a través de cargos de dinero por adelantado.

⁴ Empresas operadoras de los modos de transporte que forman parte del Sistema de Transporte Público Metropolitano, los cuales son, bus, metro y tren.

El nuevo modelo de negocio busca separar los activos estratégicos y la operación del sistema mediante los operadores, y por lo tanto, la flota de buses y los depósitos de buses son ahora aportados por el sistema, por lo que los operadores solo se encargan de la operación diaria (ver Figura 1.5).

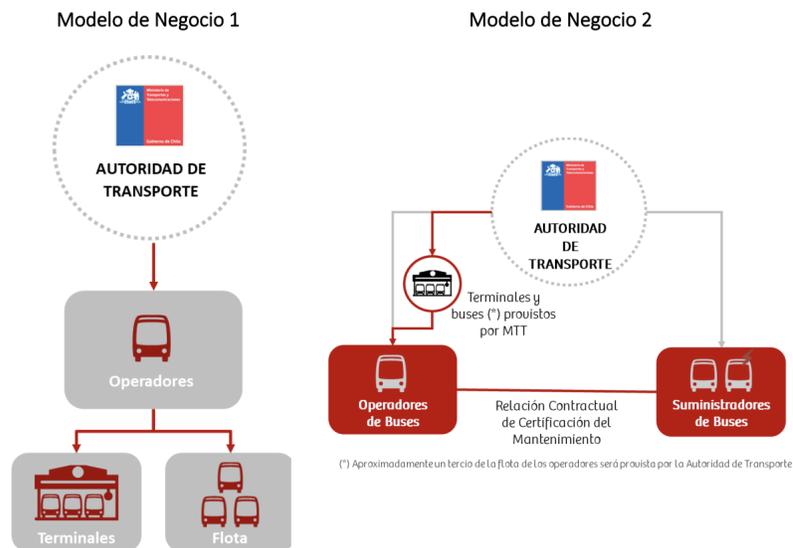


Figura 1.5: Modelo de negocio Transantiago vs RED.
Fuente: DTPM.

1.2.2. Modelo de Gobernanza

Las entidades involucradas en las concesiones y los contratos son, por un lado, el estado de Chile, representado por el MTT como al autoridad de transporte público, y los operadores de servicios. Los operadores son responsables de gestionar los servicios de transporte, que entre otras cosas, consiste de prever lo recursos humanos necesarios, la gestión en ruta, la toma de decisiones y mantenimiento de flotas. Los indicadores de calidad se definen entre los operadores y el MTT, donde los cumplimientos incurren en pagos extras, descuentos o penalizaciones que impactan directamente en los ingresos del operador. La supervisión de estos servicios se realiza a través de dispositivos tecnológicos en los buses y terminales de buses.

Las principales entidades involucradas en la totalidad del sistema de transporte público son el MTT, los operadores del transporte público y los servicios complementarios que permiten la operación diaria del sistema.

La función principal del MTT es representar al Estado de Chile, regular y coordinar el funcionamiento del transporte público a través del Directorio de Transporte Público Metropolitano. Por su parte, para el Metro de Santiago, Metro es el operador de transporte, y constituye la red troncal del sistema. Actualmente posee 6 líneas de servicio a lo largo de la Región Metropolitana con 136 estaciones. En un futuro se planea la apertura de la línea 7, 8 y 9, con 9 estaciones, 14 estaciones y 13 estaciones respectivamente. Los operadores encargados del funcionamiento de los buses se dividen en unidades de negocio, las cuáles representan el uso de las vías por parte de los operadores. Actualmente, los operadores se dividen de la siguiente forma:

- (i) *Subus Chile S.A*: Unidad de negocio 2.
- (ii) *Buses Vule S.A*: Unidad de negocio 3.
- (iii) *Voy Santiago SpA*: Unidad de negocio 4.
- (iv) *Metbus S.A*: Unidad de negocio 5.
- (v) *Redbus Urbano S.A*: Unidad de negocio 6.
- (vi) *Servicio de Transporte de Personas S.A*: Unidad de negocio 7.

Se espera que en el presente año, la flota de buses sea cercana a 7000 con un total de 9 compañías diferentes como operadores de transporte público. La zona geográfica de operación por Unidad de Negocio se muestra a continuación:

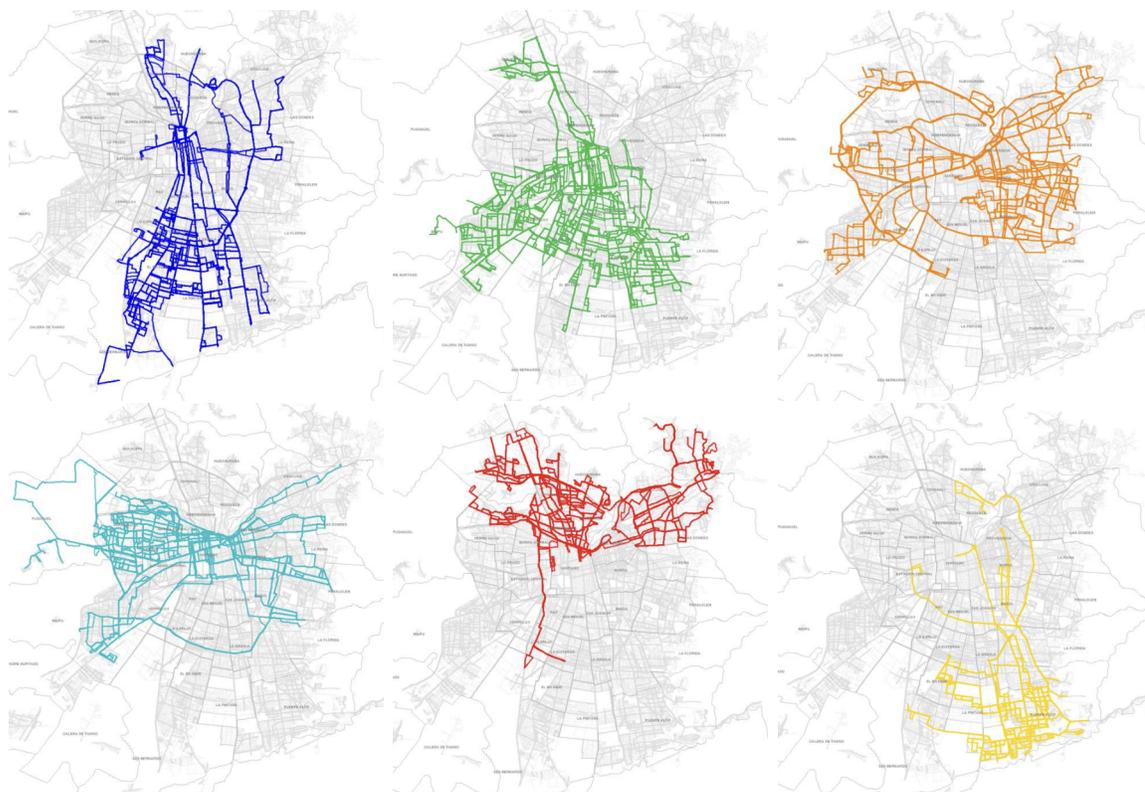


Figura 1.6: Operadores y su correspondiente Unidad de Negocio geográficamente (Azul: unidad negocio 2, Verde: unidad negocio 3, Naranja: unidad negocio 3, Celeste: unidad negocio 4, Rojo: unidad negocio 5 y Amarillo: unidad negocio 7).

Fuente: DTPM.

Los servicios complementarios por su parte, permiten asistir al MTT, a los operadores de transporte y a los usuarios del sistema para realizar las tareas esenciales para la operación diaria. Estos se pueden clasificar en:

- (i) *Gestión de pago*: Su función principal es la emisión y comercialización tarjeta bip! y los nuevos medios de pago digitales, adicionalmente, suministra los sistemas tecnológicos necesarios para el funcionamiento de los validadores⁵ en buses, metro y tren.
- (ii) *Gestión de flota*: Suministra los sistemas tecnológicos para apoyar la gestión del cumplimiento del plan operacional, a través de cronogramas de operación y cálculos de flujos para garantizar que los servicios se programen de manera eficiente cumpliendo con los estándares de calidad del sistema de transporte y con la demanda diaria del sistema.
- (iii) *Administración financiera*: Administra y custodia los recursos del sistema, realizando pagos a proveedores de servicios de transporte y a proveedores de servicios complementarios.
- (iv) *Provisión de flota*: Nueva figura del suministrador de buses licitada.
- (v) *Información a usuarios*: Suministra información esencial para los usuarios del sistema, como tiempos de espera en paraderos, alertas y reportes de situaciones.

Las interacciones entre MTT, operadores, servicios complementarios y usuarios se puede resumir en la Figura 1.7:

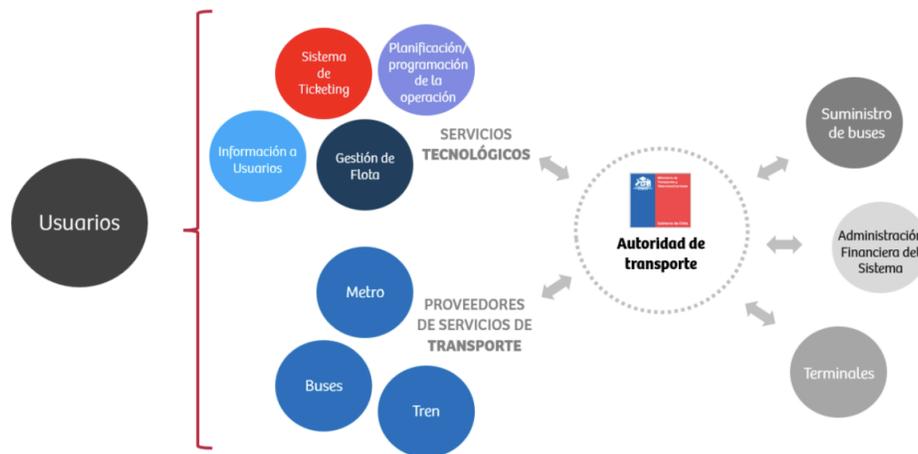


Figura 1.7: Autoridad de Transporte público y su interacción con las entidades responsables del funcionamiento del sistema.
Fuente: DTPM.

1.2.3. Características principales

El Sistema de Transporte Metropolitano cubre aproximadamente una superficie equivalente a 680 km^2 , a través de sus 3 modos de transporte: bus, metro y tren, abarcando las 32 comunas de la provincia de Santiago más las comunas de San Bernardo y Puente Alto.

⁵ Dispositivos electrónicos que se encargan de autorizar o rechazar cada viaje, en función del saldo disponible en la tarjeta bip!.

El sistema se basa en una estructura troncal-alimentadora, donde el Metro es un componente importante, y por lo tanto, los servicios de buses que operan en la mayor parte de la ciudad, actúan como alimentadores de la red troncal (Metro). El sistema tarifario es integrado en todo el sistema y permite que los usuarios puedan realizar viajes con solo un pago, el cual puede incluir hasta tres etapas durante un máximo de dos horas, con máximo una validación en Metro y una validación en Tren Central Alameda-Nos dentro del mismo viaje. La tarifa es ligeramente diferente entre Metro y Bus, para el Metro, la tarifa tiene una estructura por horario, correspondiente a baja, valle y punta, con una tarifa equivalente a 640, 720 y 800 pesos chilenos respectivamente. Los buses tienen una estructura tarifaria plana, equivalente a 700 pesos chilenos. Adicionalmente, la tarifa tiene segregación por tipo de usuario, donde los estudiantes tanto de educación básica como media y adultos mayores pagan una tarifa especial. Todas las líneas de Metro están conectadas y es posible realizar cambios internos sin validar nuevamente la tarjeta *bip!*. La estructura tarifaria se muestra a continuación:

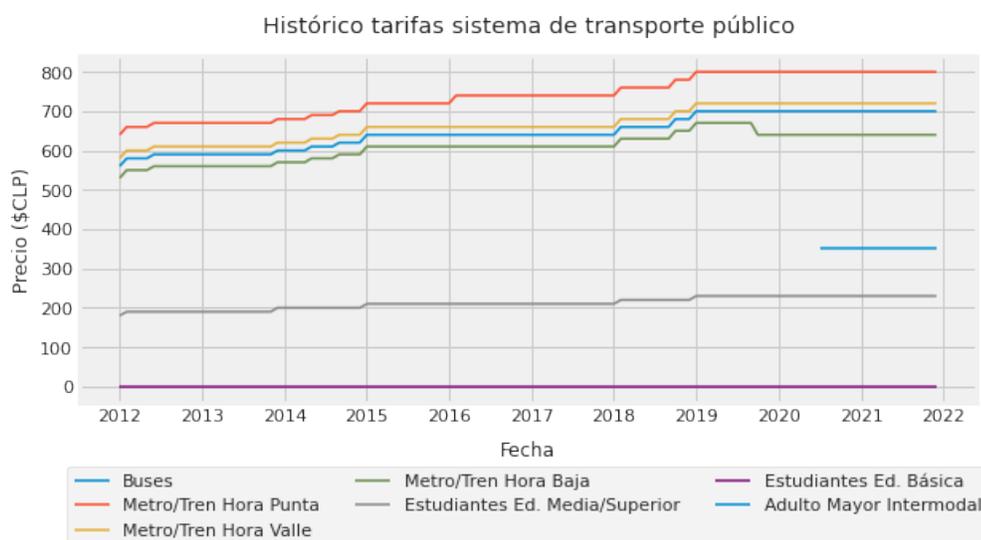


Figura 1.8: Tarifas sistema de transporte público, periodo 2012-2022.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

La oferta del sistema, corresponde a los 3 modos de transporte, y se puede caracterizar por número de buses, carros, cobertura geográfica y horaria, y kilómetros recorridos. El número de buses en el sistema ha tenido una tendencia al alza en el tiempo, pasando de 6298 buses en el año 2012 a 6895 buses en el año 2021, aumentando un 9%. Del total de buses en el año 2021, la distribución según tipo de flota, características del bus y según Unidad de Negocio, se muestra a continuación:

Según tipo inscripción	
Flota Operacional	90,7 %
Flota de Reserva	6,8 %
Flota Auxiliar	2,5 %
Según tipo de bus	
Articulado	15,4 %
12 metros	74,5 %
9 metros	10,1 %
Según Unidad de Negocio	
U2	18,7 %
U3	20,9 %
U4	12,6 %
U5	22,3 %
U6	11,2 %
U7	14,3 %

Tabla 1.3: Distribución porcentual flota de buses año 2021.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

La flota operacional corresponde a la cantidad de buses base que traslada diariamente a los usuarios. La mayor parte de los buses corresponde a buses de 12 metros no articulados. Por otra parte, la unidad de negocio U5 opera la mayor cantidad de buses. Del total de buses, el 32 % corresponde a buses con el nuevo estándar Red, de los cuales 784 buses son eléctricos y 1.145 buses mantienen la tecnología Euro VI. Adicionalmente, la antigüedad promedio de los buses es cercana a los 7 años. Por otra parte, el número de servicios⁶ que operan los diferentes operadores presenta un comportamiento homogéneo en el tiempo, pasando de 374 servicios en el año 2012 a 379 servicios en el año 2021. La longitud de la red vial cubierta por buses, ha crecido 217 kilómetros en el periodo 2012-2021 (ver Figura 1.9).. Por parte de Metro, el número de trenes en el año 2012 correspondía a 190, para el año 2020, 234 y para el año 2021, 211 trenes en el sistema de Metro. La longitud de la red ha crecido considerablemente, suministrando aproximadamente 37 kilómetros al sistema entre los años 2012 y 2021. Junto con esto, el número de estaciones ha crecido un 25 % en el mismo periodo.

⁶ Corresponde al número de rutas donde opera el sistema de transporte público

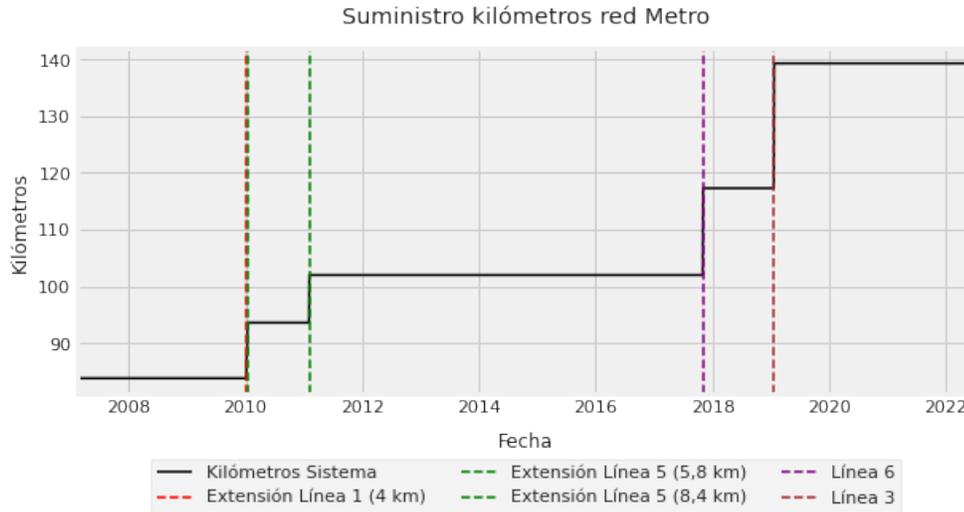


Figura 1.9: Longitud red Metro, con aperturas en periodo 2008 - 2022.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Los cambios más importantes corresponden a las últimas líneas 6 y 3, con un aporte a la longitud total de la red correspondiente a 15,3 km y 22 km, respectivamente. Los planes más importantes para el futuro de la oferta correspondiente al modo Metro implican la apertura de 3 nuevas líneas de Metro: línea 7, 8 y 9, con un suministro a la longitud de la red correspondiente a 26 kilómetros, 19 kilómetros y 17 kilómetros, respectivamente.

La demanda por su parte (ver Figura 1.10) en el periodo 2010 - 2019 ha sido más bien constante en términos de viajes realizados por los usuarios. Las transacciones muestran una tendencia a la baja en el periodo 2010 - 2016 y luego una tendencia al alza entre los años 2016 - 2019. Si bien los viajes tienen un comportamiento más homogéneo, las transacciones del sistema muestran caídas y subidas, debido a que por un lado, el Metro ha tenido aumentos en las transacciones, y por el contrario, el modo Bus ha tenido bajas en estas mismas. El número de viajes en los años 2020 y 2021 muestra el impacto de las restricciones de movilidad por la pandemia del COVID-19. De igual forma el año 2021 muestra un aumento del 32% en las transacciones totales anuales realizadas con respecto al año 2020, producto de la disminución de las restricciones de movilidad.

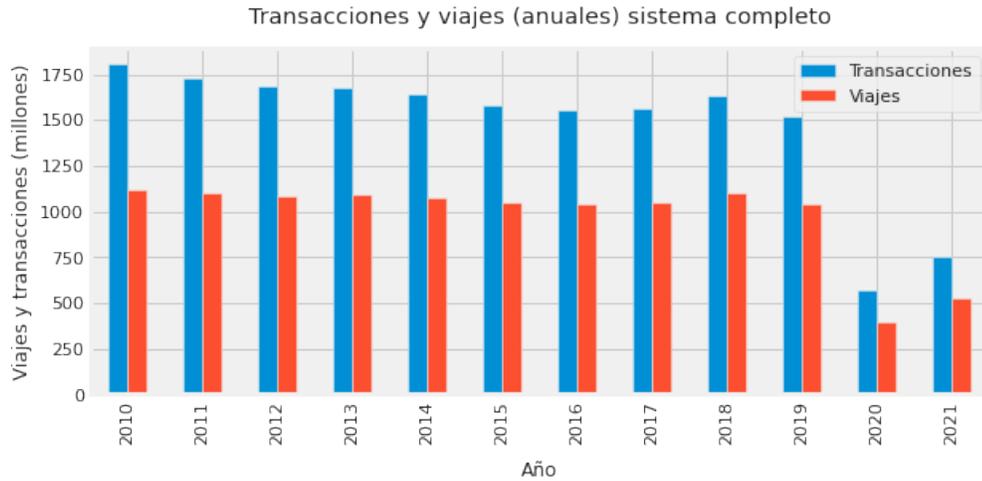


Figura 1.10: Evolución transacciones y viajes periodo 2010 - 2021.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

La Figura 1.11 muestra la evolución de las transacciones, separando por modo de transporte.

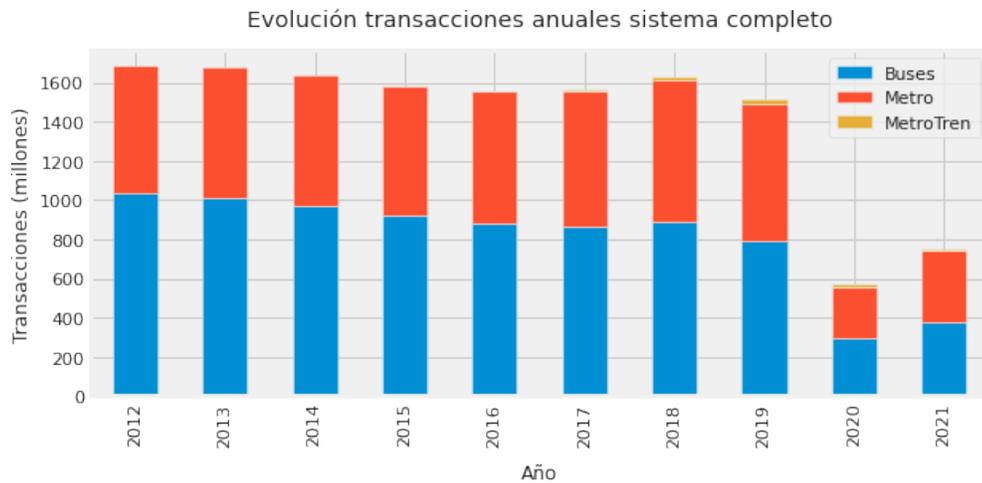


Figura 1.11: Evolución transacciones periodo 2012 - 2021, con desagregación por modo.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Se observa que en el sistema de transporte chileno, los buses han tenido la mayor proporción de transacciones, no obstante, a partir de aproximadamente el año 2016, las transacciones por modo son cada vez más homogéneas. El año 2021, el 50,5% de las transacciones correspondió a Buses, el 47,7% a Metro y el 1,8% a el Tren Central Alameda-Nos, siendo este el más bajo en cualquier caso.

En el caso particular de Metro, la Figura 1.12 muestra la afluencia anual de pasajeros desagregando por línea de viaje.

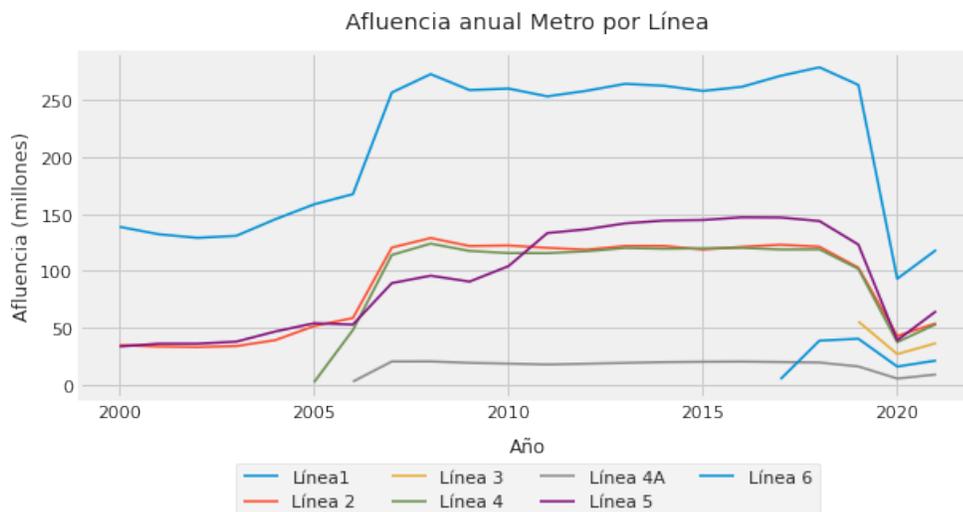


Figura 1.12: Afluencia anual Metro, periodo 2000-2020.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Como ya se ha mencionado anteriormente, en base a las dos últimas encuestas Origen Destino y a los datos dispuestos arriba, las tendencias por modo indican un aumento en las transacciones en el modo de viaje Metro. Este aumento en las transacciones se puede deber principalmente a que en la última década se ha aumentando considerablemente la extensión de la red de Metro, obteniendo una mayor cobertura y en consecuencia, una mayor cantidad de usuarios (Muñoz et al., 2015). Por otra parte, la tasa de motorización ha tenido una tendencia al alza desfavoreciendo a los transportes de superficie (Balcombe et al., 2004) por el natural aumento de la congestión vehicular. Adicionalmente, la implementación cada vez más frecuente de autopistas urbanas y a la inexistencia de una regulación económica al uso del automóvil, favorece el uso de este en desmedro particularmente, el modo de transporte Bus. Por otra parte, la evasión de acuerdo a datos del último Informe de Gestión del DTPM (DTPM, 2021), es de mayor envergadura en el modo Bus, mostrando un promedio móvil en el periodo 2013-2019 entre el rango 20 % y 30 %, por lo que eventualmente se esperaría un mayor número de transacciones del que se puede obtener a través de los datos pasivos generados por la tarjeta *bip!*.

En el año 2021, a partir de la Figura 1.12, se puede ver que la afluencia anual aumento un 35,5 % con respecto al año 2020, por la natural disminución de las restricciones de movilidad en la ciudad. La Línea 1 es la más concurrida a lo largo del tiempo, a partir del año 2010 la segunda Línea más concurrida es la 5, y luego las Líneas 2 y 4. La línea 4A muestra una afluencia constante pero muy baja en relación a las demás. Finalmente, en el año 2021, la Línea 1 obtuvo el 33 % de la afluencia anual, la Línea 5 obtuvo el 18,1 %, la Línea 2 el 15,1 % y la Línea 4 el 14,9 %.

La distribución porcentual de transacciones por modo y sistema completo con desagregación por tipo de usuario se muestra en la Figura 1.13.

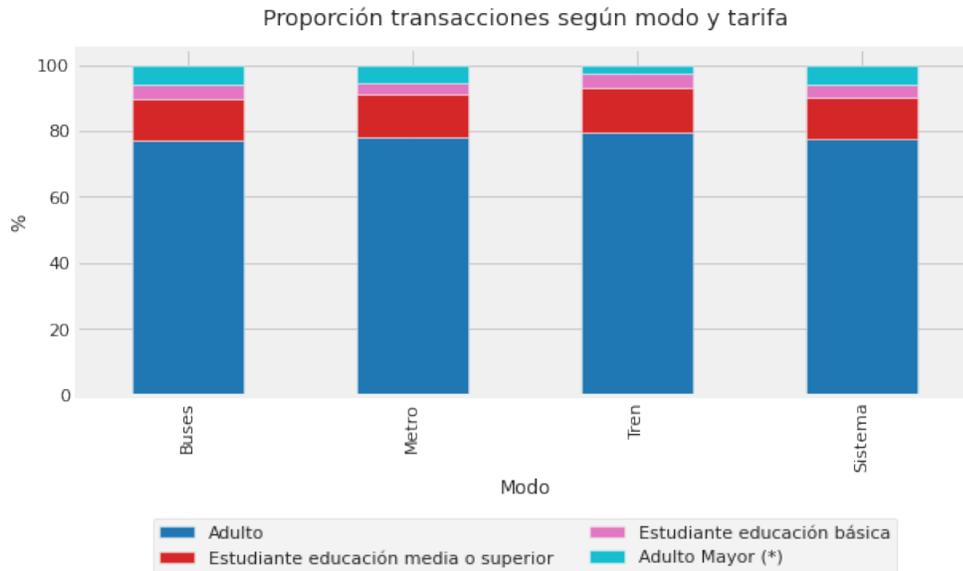


Figura 1.13: Proporción transacciones sistema con desagregación por modo y tipo tarifa.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

En términos generales, la proporción es homogénea en cada modo con respecto al sistema completo, siendo la tarifa Adulto la con mayor proporción cercana al 80%. La tarifa Estudiante educación media y superior, se lleva la otra gran parte de transacciones con un valor cercano al 15%. Finalmente, los cambios más notorios en relación a las tarifas Adulto Mayor y Estudiante de educación básica, se pueden observar en los modos Metro y Tren, donde se observa una mayor proporción de transacciones de Adulto Mayor en el modo Metro con respecto al Tren, ya que particularmente, existen dos beneficios tarifarios para este segmento en el modo Metro.

Capítulo 2

Justificación y objetivos

2.1. Justificación

El transporte público tiene un rol fundamental en el funcionamiento de las ciudades, ya que permite cubrir los servicios básicos de los individuos que no poseen automóvil, tales como; trabajo, salud, educación y ocio. Adicionalmente, el uso del transporte público no solo tiene sentido desde el punto de vista económico, sino que la mayoría de las áreas urbanas con alta dependencia del automóvil enfrentan como mínimo 3 problemas: contaminación acústica y atmosférica, congestión, y seguridad (Schmöcker et al., 2004). Así mismo, un buen sistema de movilidad es un elemento crucial para mantener y aumentar la competitividad de las ciudades modernas, donde no es posible pensar en alcanzar mayores niveles de desarrollo sin resolver los problemas de movilidad. En la gran mayoría de países en desarrollo, la población urbana depende de los sistemas de transporte público, y por lo tanto, la cobertura del sistema completo influye directamente en la productividad general, la distribución del ingreso de los habitantes y la riqueza. Además, los sistemas de transporte eficientes y sostenibles, permiten generar impactos positivos, como una mayor eficiencia en el uso del espacio público e infraestructura urbana, reducción en la contaminación y consumo de energía, menor congestión urbana, menores tiempos de viaje, reducción del estrés, entre otros beneficios (Graham, 2007, Lyons, 2018, MTT, 2013b, Toro-González et al., 2020).

Es por esto, que la evidencia internacional muestra que mantener o aumentar el uso del transporte público es una preocupación habitual de las autoridades del transporte, particularmente en los países donde el crecimiento de los ingresos de la población viene en aumento, donde el natural crecimiento de este trae consigo un aumento en la tasa de motorización (ver Figura 2.1).

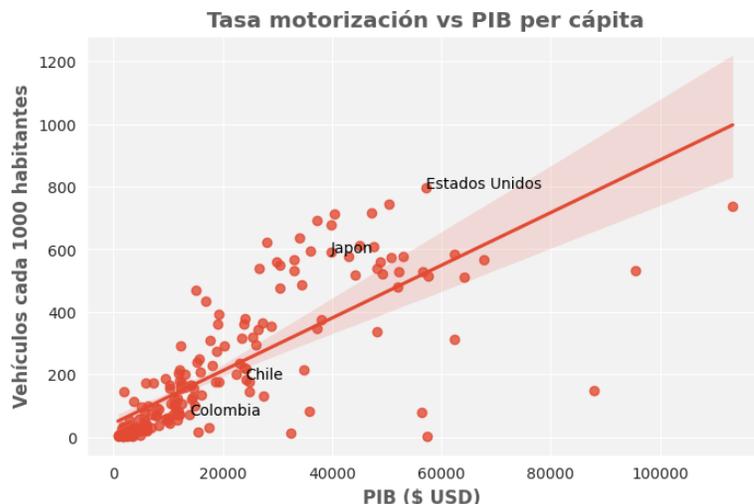


Figura 2.1: Evolución PIB per cápita vs tasa motorización.

Fuente: Elaboración propia, datos INE y Banco Mundial.

(*) La línea representa un ajuste lineal de los datos, donde el área roja corresponde al intervalo de confianza (95 %) utilizado en la estimación.

En el caso de la Región Metropolitana un evidente efecto espejo se puede observar entre las curvas de tasa de motorización y uso del transporte público; la curva de motorización aumenta en el tiempo y por el contrario la curva del uso del transporte público disminuye (Muñoz et al., 2015). Adicional a esto, la movilidad en la ciudad muestra una fuerte segregación en las zonas periféricas de la ciudad, con una menor cobertura por parte del sistema, y también, mostrando inequidades desde el punto de vista de cantidad de viajes, frecuencia de viajes y velocidad de viajes hacia personas de menor ingreso (Tiznado et al., 2019).

Del mismo modo, se observa una marcada desigualdad en el gasto de transporte entre los distintos niveles de ingreso de los hogares. Los hogares con mayores ingresos, que generalmente optan por el uso del automóvil privado, el valor del gasto en transporte es difícilmente comparable con los hogares de menores ingresos. De acuerdo a Moreno Alba et al. (2021), el 10 % de los hogares más pobres destina una parte significativa de sus ingresos a la movilidad, una cantidad que resulta insostenible en el tiempo, y para los cinco deciles más pobres, este gasto supera el 15 % de sus ingresos. En cambio, el 10 % de los hogares con mayores ingresos, tiene costos que son marginales considerando sus ingresos mensuales. No obstante, el transporte se posiciona como el segundo bien de mayor gasto promedio en los hogares de Chile (INE, 2018).

Este comportamiento, desde el punto de vista social disminuye las oportunidades que son alcanzables o accesibles por los quintiles más bajos, y desde el punto de vista del transporte, produce externalidades negativas que impactan directamente en la movilidad de las personas, y por lo tanto, en su calidad de vida. Entre las externalidades negativas de estas

tendencias en la Región Metropolitana, se pueden mencionar (Bull and Thomson, 2002, Rizzi and De La Maza, 2017):

- (i) *Congestión*: La congestión es el resultado del crecimiento de la densidad del tráfico vehicular, debido principalmente ha el aumento de la cantidad de vehículos en la ciudad. El aumento de la congestión trae consigo el aumento de los costos de viajes que se traducen principalmente en tiempo. Generalmente, los conductores tienen en cuenta sus propios costos de viajes pero ignoran el costo que se impone a otros conductores, por lo que el costo social es mayor al costo personal. Un bus genera más congestión que un auto, pero transporta más personas, por lo que, *ceteris paribus* la congestión se reduce si aumenta la cantidad de viajes realizados en bus, y por lo tanto, el problema de la congestión es creado principalmente por los automóviles. Evidencia del año 2000, muestra que un ocupante de un auto tiene un costo marginal externo equivalente a USD 0,18 por kilómetro, y por otra parte, un ocupante de bus tiene un costo marginal externo equivalente a USD 0,02 por kilómetro.
- (ii) *Accidentes*: Particularmente en Chile el número de accidentes ha tenido una tendencia alcista junto con una correlación positiva con la cantidad de vehículos en circulación.

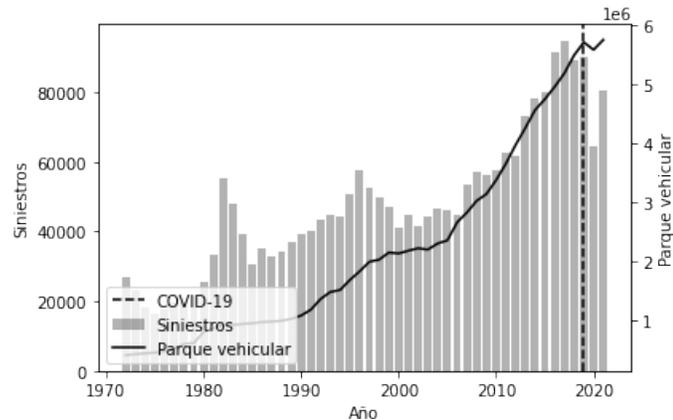


Figura 2.2: Accidentes y parque de vehículos Región Metropolitana.
 Fuente: Elaboración propia, datos INE y CONASET.

- (iii) *Contaminación del aire*: La contaminación del aire en la Región Metropolitana, también ha tenido un alza significativa en términos de CO_2 junto con un crecimiento en la cantidad de vehículos en la ciudad. Debido a las malas condiciones de ventilación en la Región Metropolitana, la calidad del aire puede empeorar significativamente si no se establecen restricciones y si no se fomenta el uso del transporte público. La mala calidad del aire puede afectar la salud y contribuye al cambio climático.

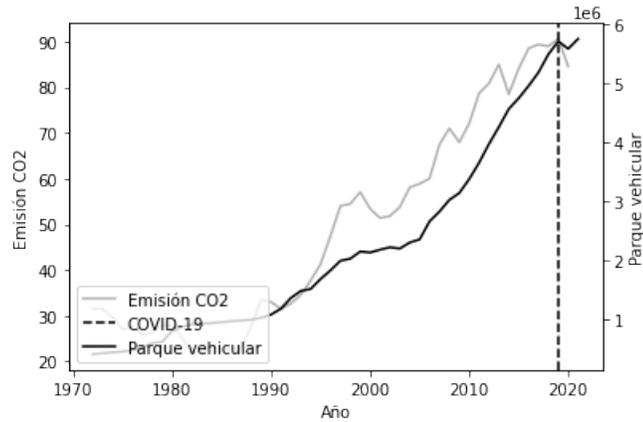


Figura 2.3: Emisiones de CO_2 y parque de vehículos Región Metropolitana.
Fuente: Elaboración propia, datos INE y Ministerio del Medio Ambiente.

- (iv) *Ruido*: La contaminación acústica en la Región Metropolitana proviene mayoritariamente de los vehículos presentes en la ciudad. De acuerdo a MMA (2012), la mayoría de los hogares están expuesto a ruidos considerados como excesivos. Estos pueden producir efectos psicológicos, como estrés e irritabilidad, efectos no auditivos y pérdidas de productividad.

Las tendencias antes expuestas y las externalidades negativas, afectan directamente al transporte público bajando en muchos casos su nivel de servicio. Aumentando, por consiguiente, el costo operacional de los operadores, generando que los usuarios perciban de forma negativa el transporte público, incrementando las tendencias y consecuencias mencionadas. Esto crea un fenómeno que se conoce como el círculo vicioso del transporte público (Balcombe et al., 2004). Este círculo vicioso puede ser representado a través de la Figura 2.4 (MTT, 2013a).

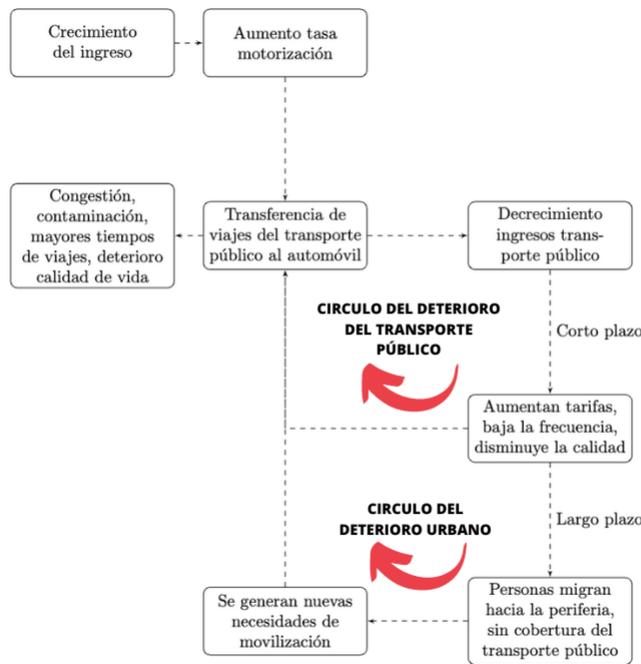


Figura 2.4: Ciclos transporte público.

Generalmente, este círculo vicioso obliga a las entidades encargadas de la toma de decisiones a aumentar continuamente las tarifas del sistema y reducir la calidad del servicio para evitar que aumenten los niveles de los subsidios. En el caso de Chile, la estructura financiera del sistema tiene dos fuentes de ingresos. La primera corresponde a los ingresos operacionales, donde se constituyen principalmente la tarifa pagada por los usuarios y las multas ejecutadas y pagadas por los operadores de servicios. La segunda corresponde al Subsidio Nacional al Transporte Público Remunerado de Pasajeros. En cuanto a los costos del sistema, estos se refieren a los pagos realizados a los proveedores de servicios de transporte, servicios complementarios, entre otros (DTPM, 2021). De acuerdo al último Informe de Gestión del Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM, 2021), los ingresos para el periodo 2012-2018 se redujeron un 3,23% y los egresos en el mismo periodo aumentaron un 14,89%. La evidencia internacional muestra que la reducción de los costos asociados al transporte público en el Reino Unido han contribuido a una reducción del 2,5% del PIB, Colombia muestra que las externalidades negativas del transporte producen daños cuyo valor es equivalente al 0.8% del PIB y por último, la congestión vehicular cuesta a Estados Unidos aproximadamente el 0.7% del PIB y el 1,2% del PIB en el Reino Unido (Hidalgo, 2011).

Por lo tanto, disminuir la incertidumbre que respecta a las relaciones claves que afectan al transporte público, resulta una dirección correcta a tomar, para entre otras cosas, proporcionar una base para el diseño de políticas de transporte en el contexto chileno, y contribuir a la discusión actual sobre los sistemas de transporte en ciudades en desarrollo.

2.2. Resultados esperados

En base a lo anterior, el presente estudio tiene como objetivo entender cuáles son los principales factores que contribuyen a la demanda del transporte público, factores que son recurrentes en los sistemas de transporte de ciudades en desarrollo, tales como niveles de servicio, tarifas y variables macroeconómicas. La finalidad del estudio es guiar decisiones a través de inferencia estadística, para primero, revertir las tendencias actuales de movilidad en la Región Metropolitana (aumento uso del automóvil y disminución transporte público). Segundo, disminuir el efecto de las externalidades negativas, contribuyendo a un transporte público más eficiente, equitativo, sustentable y seguro, que permita guiar a Chile en los objetivos que posee para el año 2030 (reducción en al menos un 25 % gases de efecto invernadero) y 2050 (carbono neutralidad). Adicionalmente, el conocimiento de los factores que más influyen en la demanda del transporte público puede guiar a una eficiente recuperación de los viajes perdidos producto de la pandemia COVID-19 y también, a eliminar percepciones negativas que pudo haber dejado la pandemia COVID-19 en el transporte público (Gramsch et al., 2022).

2.3. Alcances

Dentro de los alcances del presente trabajo, el uso de la data proviene exclusivamente de los datos pasivos del uso del sistema, encuestas y datos sociodemográficos. En consecuencia, la captura del efecto de la evasión no se considerará en el presente estudio, ya que adicionalmente la agregación de los datos de evasión es mensual y esto hace imposible la incorporación de esta a los modelos propuestos. Por último, como se verá en los capítulos posteriores, la volatilidad presente en el periodo de pandemia COVID-19, hace imposible que los modelos econométricos puedan capturar el efecto *ceteris paribus* de las diferentes variables a considerar, y por lo tanto, las series de tiempo utilizadas se restringen al periodo 2010 - 2018.

2.4. Objetivos

2.4.1. Objetivo general

Estimar modelos de demanda agregada de transacciones y viajes en los modos de transporte metro y bus para el sistema integrado de transporte público, con la finalidad de identificar, cuantificar e interpretar los factores más influyentes en el uso del transporte público, que permitan guiar los lineamientos a seguir para aumentar la participación modal del sistema de transporte público en el corto y largo plazo.

2.4.2. Objetivos específicos

- Identificar variables y construcción base de datos.
- Especificación y estimación modelo de demanda agregada diaria de viajes para los modos de transporte Bus y Metro.
- Especificación y estimación modelo de demanda agregada diaria de transacciones para el modo de transporte Bus.
- Especificación y estimación modelo de demanda agregada diaria de transacciones para el modo de transporte Metro.
- Análisis elasticidades de equilibrio para los diferentes modelos.
- Recomendaciones para el diseño de políticas de transporte en el contexto Chileno.

Capítulo 3

Marco conceptual

En el presente capítulo se muestran los conocimientos básicos necesarios para entender el modelamiento de la demanda en el transporte público, mostrando en qué zonas se basan la mayoría de los estudios, la definición de demanda, los diferentes modos involucrados, las formas funcionales involucradas y la forma de interpretar los factores que influyen en la demanda del transporte público. Finalmente, se muestran los resultados de diversos estudios en la literatura, que informan el impacto de diferentes tipos de factores tales como tarifa, niveles de servicio, ingreso, tasa de desempleo, entre otros, en la demanda del transporte público.

3.1. Antecedentes de Estudio

El estudio de la influencia de diferentes factores en la demanda del transporte público es un área bien documentada. La mayoría de ellos se basa en zonas urbanas donde la mayoría de los viajes son de corta distancia, por ejemplo, desplazamientos casa trabajo y viceversa, y donde existe una alta frecuencia de movimiento. La demanda generalmente se mide a través de viajes de pasajeros y se focaliza principalmente en los modos Bus y Metro. Este último, comprende sistemas subterráneos focalizados en una alta capacidad de usuarios y segregados del tráfico de superficie (Balcombe et al., 2004).

La forma más recurrente para mostrar la respuesta de la demanda del transporte público frente a diferentes tipos de factores, es a través del concepto de elasticidad. La elasticidad es el cambio porcentual en una variable en respuesta al cambio porcentual en otra. En el caso de la demanda, por ejemplo, se dice que es elástica al precio y se espera que sea de signo negativo. En consecuencia, un incremento en el precio de un bien trae consigo una disminución de la cantidad demandada (Oum et al., 1992). La elasticidad en términos generales puede ser definida como:

$$e_{x_i} = \frac{\text{Cambio proporcional en la demanda}}{\text{Cambio proporcional en la variable explicativa}} = \left(\frac{\Delta y}{y} / \frac{\Delta x_i}{x_i} \right) \quad (3.1)$$

Donde Δx es el cambio en la variable explicativa Δx_i y Δy es el cambio en la variable correspondiente a la demanda. La Ecuación 3.1 es altamente dependiente de cuales sean los valores iniciales y finales escogidos, tanto en y como en x_i , y en consecuencia, los cambios

porcentuales no serán constantes a lo largo de la curva de demanda. En función de esto, se definen las elasticidades punto y arco como:

$$e_{X_i}^{punto} = \frac{\text{Limite}}{\Delta x_i \rightarrow 0} \left(\frac{\Delta y}{y} / \frac{\Delta x_i}{x_i} \right) = \frac{x_i}{y} \left(\frac{\partial y}{\partial x_i} \right) \quad (3.2)$$

$$e_{X_i}^{arco} = \frac{\log y_2 - \log y_1}{\log x_{i2} - \log x_{i1}} = \frac{\Delta(\log y)}{\Delta(\log x_i)} \quad (3.3)$$

Ambas ecuaciones buscan aproximarse a la medida de la ecuación número 3.1. La primera, busca hacerlo a través de cambios en x_i extremadamente pequeños, y por lo tanto, la elasticidad se calcula en un punto específico de la curva de demanda, y no permite conocer el valor de la elasticidad en un punto diferente. Lo anterior, limita a que el uso de la elasticidad punto sea exclusivamente cuando existan cambios bastante limitados en las variables explicativas. Cuando los cambios en x_i son relativamente más grandes hablamos de la elasticidad arco (Ecuación 3.3) donde, y_1 indica el nivel de demanda antes del cambio desde x_{i1} hacia x_{i2} en la variable explicativa, e y_2 corresponde a la demanda después del cambio efectuado en la variable explicativa. Generalmente, los cambios en las variables explicativas en la vida cotidiana, como por ejemplo la tarifa, son particularmente grandes, y por lo tanto, la elasticidad arco es una buena aproximación de la Ecuación 3.1 (Balcombe et al., 2004). Ahora, si se utiliza un enfoque log-log en el modelamiento de la demanda, la elasticidad punto es equivalente a la elasticidad arco y es constante en todo punto de la función de demanda (Cordera et al., 2015).

El resultado de las estimaciones en la modelación de la demanda varían dependiendo de una serie de factores, tales como región de estudio, calidad de los datos, desagregación, tipo de modelo, tiempo, entre otros. En este sentido, un problema fundamental es la elección de la forma funcional de los modelos. Holmgren (2007) utiliza un enfoque de meta análisis para recopilar las estimaciones de las elasticidades en estudios de demanda. Sus principales resultados muestran que 55 modelos utilizan un enfoque log-lineal y 24 utilizan un enfoque lineal, por la facilidad de interpretar los parámetros estimados como elasticidades. No obstante, estudios más recientes tales como (Cordera et al., 2015, De Grange et al., 2013, Toro-González et al., 2020, Velásquez, 2009) muestran modelos de elección y un enfoque log-log. Adicionalmente, de acuerdo a Balcombe et al. (2004) el principal enfoque que ha tenido el modelamiento de la demanda del transporte público ha sido estático, sin embargo, es importante entender la demanda del transporte público como un proceso dinámico, ya que los cambios y su efecto en los consumidores, no llegan de igual forma a todos y por lo tanto ciertos consumidores pueden percibir la información con retraso. De la misma forma, ciertos consumidores pueden mostrarse reacios a cambiar sus comportamientos, incluso cuando existen mejoras en los servicios. Por último, cambios en factores como la tarifa han demostrado que tienen un efecto gradual, y los efectos pueden tener un efecto mayor en el largo plazo. En este sentido, se definen las elasticidades de corto, mediano y largo plazo. En términos generales, Goodwin (1992) muestra que las elasticidades de largo plazo son entre un 50 % y tres veces más grandes que las elasticidades de corto plazo. De acuerdo a lo descrito en la guía para el Laboratorio de Investigación del Transporte (TRL) por Balcombe et al. (2004), un modelo dinámico se puede definir de la forma:

$$V_{it} = \alpha F_{jt}^\beta Z_{it}^\gamma V_{it-1}^\delta \quad (3.4)$$

En forma logarítmica:

$$\ln V_{it} = \ln \alpha + \beta \ln F_{it} + \gamma \ln Z_{it} + \delta \ln V_{it-1} \quad (3.5)$$

Donde:

V_{it} : Volumen transporte público en área i en periodo de tiempo t .

F_{it} : Tarifa transporte público en area i en periodo de tiempo t .

Z_{it} : Matriz de variables explicativas relevantes i en periodo de tiempo t .

V_{it-1} : Volumen transporte público en área i en periodo de tiempo $t - 1$.

α , β , γ y δ parámetros a estimar.

Con esta especificación, los parámetros β y γ son directamente las elasticidades de corto plazo de la variable explicativa correspondiente. Paralelamente, la elasticidad de largo plazo se calcula de la forma: $\beta/(1 - \delta)$.

El factor más estudiado en la demanda del transporte público es la tarifa. Primero, porque es una característica fundamental para el funcionamiento del transporte público, puesto que constituye la principal fuente de ingresos para los operadores del sistema. Segundo, porque las tarifas y sus respectivos cambios en el tiempo son fáciles de medir e identificar y por ende, facilitan la realización de modelos de demanda. Finalmente, porque es probablemente el factor que se ajusta con mayor frecuencia y de manera más fácil. Teóricamente, si existe un aumento de las tarifas, la demanda del transporte público en el corto plazo disminuye, y el ingreso de los operadores aumenta, siempre y cuando el valor de la elasticidad se encuentre entre los valores 0 y 1. Litman (2013) muestra que un aumento de la tarifa en un 10 %, tiene como consecuencia un aumento de los ingresos entre un 5 y 8 % en el corto plazo, y entre un 1 y 4 % en el largo plazo. Si bien el aumento de la tarifa resulta ser atractivo para los operadores en el corto plazo, los ingresos tienden a diluirse en el largo plazo, y adicionalmente, generan un efecto negativo en el usuario, situando al transporte público como menos atractivo.

El calculo de la magnitud del efecto de las tarifas en la demanda no siempre es fácil de medir, y por lo tanto, los estudios reportan elasticidades en un intervalo de confianza relativamente amplio. Paulley et al. (2006) muestra elasticidades de la tarifa entre los valores 0 y $-1,50$. Holmgren (2007) con su meta análisis, encuentra que las elasticidades de la tarifa se encuentran entre los valores $-0,009$ y $-1,32$ con un promedio de $-0,3$. No obstante, ambos autores, y otros tales como Bresson et al. (2003), Goodwin (1992), Oum et al. (1992), mencionan que como regla de oro el valor de la elasticidad de la tarifa debe ser cercano a $-0,3$. Algunos de los principales factores que influyen en las diferencias de los valores de la elasticidad de la tarifa son los siguientes (De Grange et al., 2013, Paulley et al., 2006):

- (i) *Zona geográfica*: En términos generales, las personas en zonas con poca densidad de población tienden a ser más dependientes del transporte privado, y por lo tanto, ante incrementos en las tarifas, presentaran mayor probabilidad de sustituir el transporte

público por el privado. Por otro lado, las grandes ciudades tienden a ser más dependientes del transporte público.

- (ii) *Tipo de usuario*: En el largo plazo, las personas con acceso a transporte privado tienden a tener elasticidades más grandes en relación a los que no tienen acceso. La edad puede influir en el nivel de respuesta frente a un cambio en la tarifa, y por ende, en la elasticidad. En el mismo sentido del argumento anterior, personas con mayor nivel de ingreso tienden a tener mayor disponibilidad de transporte privado, siendo más receptivas a cambios en la tarifa y adicionalmente, tienen mayor capacidad de absorber los efectos económicos de un aumento en la tarifa. Las personas con niveles de ingresos más bajos, en muchos casos muestran mayor inclinación por la caminata, y se esperaría que las personas con menor ingreso tengan mayor elasticidad de la tarifa en viajes cortos y, por otro lado, las personas con mayor ingreso, mayor elasticidad en la tarifa en viajes largos.
- (iii) *Tipo de viaje*: Los viajes hechos en horario punta son regularmente con fines de trabajo o educación. Los viajes en horario no punta, tienden a tener una connotación de más flexibilidad en términos de tiempo, y por lo tanto, se esperaría una mayor elasticidad de la tarifa en los viajes fuera del horario punta.
- (iv) *Horizonte de tiempo, magnitud y dirección del cambio*: El impacto del cambio de la tarifa en la demanda tiende a aumentar en el tiempo, y por lo tanto, las elasticidades de la tarifa son regularmente más grandes en el largo plazo (sobre 5 años). La magnitud también influye en la elasticidad de la tarifa, donde cambios en las tarifas más grandes tendrán como consecuencia elasticidades más grandes. Por último, las elasticidades de la tarifa no son simétricas, y en consecuencia, un aumento en la tarifa puede no ser igual y contrario a una disminución en la tarifa.
- (v) *Modo de transporte*: La elasticidad de la tarifa varía en función del modo de transporte. La evidencia muestra que la elasticidades de la tarifa en el modo Metro son mayores en valor absoluto, a la del modo Bus.

Goodwin (1992) revisó 50 estudios en relación a la elasticidad de la tarifa en el transporte público, encontrando que el valor promedio de la elasticidad de la tarifa en el modo bus es equivalente a $-0,41$, a diferencia de estudios anteriores, que usualmente estimaban la elasticidad de la tarifa con un valor cercano a $-0,3$ en series de tiempo estáticas. También, encontró que las elasticidades en el largo plazo son mayores a las de corto plazo, y que pueden tener una magnitud hasta 3 veces superior.

Balcombe et al. (2004) elaboró una guía para el laboratorio de transporte público, los resultados pueden ser encontrados también en Paulley et al. (2006). Mostró recapitulando resultados de muchas fuentes que, la elasticidad de la tarifa en el modo Bus, es aproximadamente $-0,4$ en el corto plazo y $1,0$ en el largo plazo. Paralelamente, el valor de la elasticidad del modo Metro, se encuentra cercano a $-0,3$ en el corto plazo y $-0,6$ en el largo plazo.

Bresson et al. (2004) estimó el efecto de la tarifa en la demanda, a través de el método de los momentos generalizados, utilizando un enfoque de panel de datos para los periodos 1975 a 1995 en 65 áreas urbanas de Francia. Encontró que las elasticidades de la tarifa para el modo Bus en el corto plazo son equivalentes a $-0,3022$ y en el largo plazo se aproximan

al valor $-0,6538$.

Holmgren (2007) por su parte, utilizó un enfoque de meta análisis para estudiar los resultados de aproximadamente 79 estudios. Encuentra que el valor promedio de la elasticidad de la tarifa es $-0,38$, cercano a la regla de oro ($-0,3$). Por otra parte, sus resultados muestran que un modelo de demanda debe incluir las variables tarifa, ingreso, vehículos per cápita, precio de la gasolina y alguna medida de nivel de servicio.

De Grange et al. (2013) utiliza modelos de elección discreta para estimar las elasticidades de la tarifa en Chile. Sus resultados, muestran que el modelo de regresión lineal múltiple no presenta los resultados esperados. No así, los modelos de elección discreta, siendo el enfoque de regresión logística multinomial el con mejores resultados. Las estimaciones muestran que la elasticidad de la tarifa en el corto plazo para el modo Bus, se encuentra entre los valores $-0,354$ y $-0,309$ y para el modo Metro, entre los valores $-0,579$ y $-0,186$.

Cordera et al. (2015) estudio las elasticidades de la demanda del transporte público en España en periodos de recesión económica (2001 - 2012). La estimación tuvo un enfoque de regresión lineal múltiple con identificación log-log, corrigiendo los modelos por correlación en los errores y por endogeneidad. El resultado de las estimaciones, muestran que la elasticidad de la tarifa se encuentra en los intervalos $-0,332$ y $-0,126$.

Toro-González et al. (2020) utilizó modelos agregados de elección en la ciudad de Colombia, con la finalidad de identificar los factores que tienen incidencia en la demanda del transporte público en el periodo 2003 - 2013. Las estimaciones muestran que la elasticidad de la tarifa se encuentra entre los valores $-1,10$ y $-0,26$ con un promedio de $-0,68$.

Guzman et al. (2020) utilizó un enfoque econométrico con datos de panel para estimar la elasticidad de la tarifa en Colombia en los periodos 2001 - 2012. Los resultados, muestran que la elasticidad de la tarifa después de un mes es cercana a $-0,408$.

Otro de los factores más importantes dentro de la literatura, corresponde a los niveles de servicio. La definición de niveles de servicio tiene una amplia variedad, pero en términos generales corresponde a los atributos del transporte público que pueden ser modificados o influenciados por los operadores de servicio o por las autoridades de planificación. Generalmente, los estudios muestran que la incorporación de los niveles de servicio en los modelos de demanda, se realiza a través de la variable vehículos-kilómetros, la cual mide la oferta que suministran los operadores de servicio al sistema de transporte. Holmgren (2007) muestra que la principal motivación de incorporar esta variable, radica en su conexión con el tiempo necesario para realizar un viaje. Generalmente, un aumento de los vehículos-kilómetro suministrados, se traduce en una mayor frecuencia o densidad de rutas, y por lo tanto, este aumento eventualmente disminuirá los tiempos de viaje de los usuarios, y en consecuencia, el costo generalizado de realizar los viajes también disminuye. De la misma manera, muestra que los niveles de servicio deben ser tratados de manera endógena, por la reciprocidad entre la demanda y los niveles de servicio, con la finalidad de obtener elasticidades libres de sesgo. Autores tales como Cordera et al. (2015) y Toro-González et al. (2020), utilizan dicho enfoque.

Por último, las formas más comunes de representar los niveles de servicio se muestran a

continuación Balcombe et al. (2004):

- (i) *Intervalos del servicio*: Los intervalos del servicio pueden ser medidos entre otros, a través de vehículos-kilómetro, frecuencia y tiempo de espera. Siendo los vehículos-kilómetro la medida más utilizada. Estas elasticidades, suelen ser de mayor magnitud en zonas rurales y en los días de trabajo.
- (ii) *Tiempo de viaje en vehículo*: La literatura muestra que las elasticidades del tiempo en el vehículo son negativas entre los valores $-0,6$ y $-0,4$. También, por las características de los sistemas de transporte, los tiempos de espera son más largos en zonas rurales.
- (iii) *Transbordos*: En términos generales, los usuarios muestran disgusto por los transbordos. Estudios en Gran Bretaña muestran que los transbordos en Bus tienen una penalización de 21 minutos y 37 minutos en Metro. Estas penalizaciones tienden a ser más pequeñas en lugares con una alta frecuencia de servicio.
- (iv) *Ambiente de espera*: Los usuarios generalmente prefieren esperar por los servicios de transporte en zonas con buenas condiciones de confort, seguridad, limpieza y protección contra la intemperie.

Balcombe et al. (2004) muestra que la elasticidad de los vehículos-kilómetro es cercana a $0,4$ en el corto plazo y $0,7$ en el largo plazo para el modo Bus. Holmgren (2007) a través de su meta análisis, resume las elasticidades de 58 estudios y encuentra que el valor de la elasticidad vehículos-kilómetro esta entre los valores $0,0075$ y $1,88$ con un promedio de $0,72$, concluyendo que es una variable fundamental en la mayoría de los modelos. Cordera et al. (2015) en España, con su enfoque econométrico, encuentra en los modelos que corrigen por correlación en los errores, que la elasticidad de la variable vehículos-kilómetro se encuentra entre los valores $0,348$ y $2,159$. Toro-González et al. (2020) en Colombia, con su enfoque de modelos de elección discreta, mide el nivel de servicio a través de la frecuencia del sistema, encontrando que la elasticidad se mueve entre los valores $0,97$ y $1,29$ con un promedio de $1,13$. Bresson et al. (2004) en Francia, encuentra que la elasticidad vehículos-kilómetros tiene un valor de $0,312$ en el corto plazo y de $0,6779$ en el largo plazo. En cualquier caso, todos los estudios concluyen en que una mejora en los niveles de servicio, trae consigo un efecto positivo en la demanda.

Otras variables, tales como ingreso, vehículos per cápita, tasa de desempleo, precio de la gasolina y velocidad, también son altamente estudiadas en la literatura. Indudablemente, existe una gran relación entre ingreso, vehículos per cápita y la demanda del transporte público. De acuerdo a Balcombe et al. (2004) el ingreso tiende a aumentar el número de viajes, su duración y la cantidad de autos por hogar. Evidentemente, estos viajes son divididos entre transporte público y autos particulares y por lo tanto, si bien se puede evidenciar con el ingreso un aumento en la demanda del transporte público, al mismo tiempo, el aumento de los viajes en automóvil quita participación de mercado, así lo muestra el caso de Gran Bretaña y Chile (Paulley et al., 2006, SECTRA, 2014). Si se considera el transporte público como un bien normal, se esperaría que la elasticidad del ingreso sea positiva, por otra parte, si se considera al transporte público como un bien inferior, se esperaría un signo negativo. En términos generales, al estimar las elasticidades en los modelos de demanda, se recomienda por autores tales como Balcombe et al. (2004), Holmgren (2007), utilizar o la variable ingreso o la variable vehículos por hogar, ya que al utilizar ambas se pueden violar los supuestos básicos

de independencia.

Balcombe et al. (2004) encuentra que la elasticidad del ingreso es negativa, entre los valores $-0,5$ y $-1,0$, y postula que a medida que el automóvil sufra saturaciones, los valores de la elasticidad pueden ir disminuyendo. Holmgren (2007) con su meta análisis en 22 documentos, encuentra una gran varianza en la elasticidad del ingreso, entre los valores $-0,82$ y $1,18$ con un promedio positivo de $0,17$, y por lo tanto, concluye que no existe un signo particular esperado. Paralelamente, encuentra que la elasticidad para el uso del automóvil tiene un promedio negativo de $-0,86$. Bresson et al. (2004) en Francia, encuentra que la elasticidad del ingreso tiene un valor de $-0,1067$ en el corto plazo, y un $-0,23$ en el largo plazo. Cordera et al. (2015) en España, encuentra valores negativos para la elasticidad del ingreso entre los rangos $-0,193$ y $-0,861$. Toro-González et al. (2020) en Colombia, encuentra que la elasticidad del ingreso tiene un promedio cercano a $-0,29$.

Finalmente, se muestra a continuación la Tabla 3.1 con los valores de las elasticidades con respecto a otras variables y a las ya mencionadas.

Autor	Región	Elasticidad
Goodwin (1992)	Múltiples	Tarifa: -0,41 (Bus) Automóvil: -0,38
Balcombe et al. (2004)	Europa	Tarifa: -0,4 (Bus) y -0,3 (Metro) Vehículos-kilómetros: 0,4 (Bus) Ingreso: -0,5 a -1,0
Holmgren (2007)	Europa	Tarifa: -0,38 Vehículos-kilómetros: 0,72 Ingreso: -0,82 a 1,18 Automóvil: 0 a -3,37 Precio gasolina: 0,38
De Grange et al. (2013)	Chile	Tarifa: -0,354 a -0,309 (Bus) -0,579 a -0,186 (Metro)
Cordera et al. (2015)	España	Tarifa: -0,332 a -0,126 Vehículos-kilómetros: 0,35 a 2,06 Precio gasolina: 0,03 a 0,183 Ingreso: -0,861 a -0,193 Tasa desempleo: 0,190 a 0,210
Toro-González et al. (2020)	Colombia	Tarifa: -1,10 a -0,26 Ingreso: -0,57 a -0,02 Velocidad: 0,40 a 0,44 Frecuencia: 0,97 a 1,29
Guzman et al. (2020)	Colombia	Tarifa: -0,408

Tabla 3.1: Resumen elasticidades literatura.

Una forma común de encontrar los datos en los sistemas de transporte, es a través de series de tiempo (Holmgren, 2007), donde un proceso de serie de tiempo se refiere a una secuencia de observaciones o datos recopilados en intervalos regulares de tiempo, como días, meses, trimestres, años, etc. Estos datos se registran en función de la variable o fenómeno que se está estudiando y se ordenan cronológicamente (Wooldridge, 2015). La característica distintiva de un proceso de serie de tiempo es que las observaciones están correlacionadas en el tiempo, lo que significa que cada punto de datos depende del anterior y, a menudo, se encuentran patrones de comportamiento a lo largo del tiempo (Manuca and Savit, 1996). Los modelos de la Ecuación 3.5 pueden ser estimados de acuerdo a Holmgren (2007) y Balcombe et al. (2004) mediante el estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), siguiendo las propiedades de MCO en muestras grandes los supuestos básicos a considerar para un proceso de serie de tiempo son (Wooldridge, 2015):

- (i) *Linealidad y dependencia débil*: El proceso de series de tiempo $((x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tk}, y_t) : t = 1, 2, \dots, n)$ sigue el modelo lineal propuesto en la Ecuación 3.5. Adicionalmente, $(x_t, y_t) : t = 1, 2, \dots$ es estacionario y débilmente dependiente.
- (ii) *No hay colinealidad perfecta*: No hay variables independientes que sean una combinación perfecta de las otras.
- (iii) *Media condicional cero*: Para cada t , el valor esperado de ε_t es cero, es decir, $\mathbb{E}(u_t|X) = 0$, $t = 1, 2, \dots, n$. Adicionalmente las variables explicativas $x_t = (x_{t1}, \dots, x_{tn})$ son contemporáneamente exógenas.
- (iv) *Homocedasticidad*: La varianza del error ε_t condicional a X es constante para cualquier t , es decir, $Var(\varepsilon_t|X) = Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$, $t = 1, 2, \dots, n$.
- (v) *No hay correlación serial*: Los errores condicionales a X , en diferentes periodos no están correlacionados: $Corr(\varepsilon_t, \varepsilon_j|X) = 0$, para $t \neq j$.
- (vi) *Normalidad*: Los errores ε_t son independientes de X e idénticamente distribuidos siguiendo una $Normal(0, \sigma^2)$.

Cuando los supuestos son válidos, las estimaciones e inferencia de los datos de corte transversal se aplican de la misma forma a los datos con series de tiempo, y por lo tanto, los estimadores de MCO, los estadísticos t y F son asintóticamente válidos (Esling and Agon, 2012).

Por las características propias de los sistemas de transporte y por la estructura de los datos (series de tiempo), la estimación de los modelos de la Ecuación 3.5, generalmente pueden sufrir tres problemas principales (Balcombe et al., 2004, Holmgren, 2007, Wooldridge, 2015): Endogeneidad (problema intrínseco en el modelamiento de sistemas de transporte público), Autocorrelación en los errores (violando el supuesto de correlación serial) y series que no siguen un proceso estacionario (raíz unitaria).

Para el primer problema, está bien documentado que debido a la reciprocidad entre la oferta (vehículos-kilómetros) y la demanda del transporte público, los modelos de demanda en los sistemas de transporte sufren de endogeneidad (Porter and Gujarati, 2009). Este problema tiene como consecuencia que la estimación por MCO producirá estimadores sesgados e inconsistentes (Greene, 2003, Wooldridge, 2015). Holmgren (2007) con su enfoque de

meta análisis, concluye que las variables correspondientes al nivel de servicio, comúnmente representadas por la variable vehículos-kilómetros, deben ser tratadas como endógenas. Tanto Cordera et al. (2015) en España, como Toro-González et al. (2020) en Colombia, utilizan este enfoque, y para solucionar la presencia de endogeneidad, aplican el estimador de mínimos cuadrados en dos etapas junto con variables instrumentales (VI). El estimador de mínimos cuadrados en dos etapas, es ampliamente utilizado en la literatura para lidiar con problemas de endogeneidad (Greene, 2003) y con la finalidad de obtener estimadores insesgados, requiere de un instrumento que este correlacionado con la variable endógena pero que no lo este con el error del modelo. El procedimiento de mínimos cuadrados en dos etapas, consiste de primero regresar la variable endógena con el instrumento, para luego utilizar esta estimación de la variable endógena en el modelo principal como un predictor. Luego, se realiza una regresión del modelo completo, que incluye la variable endógena estimada y otras variables independientes. El instrumento con la finalidad de que sea válido, debe cumplir con dos supuestos, supuesto de exogeneidad y supuesto de relevancia, los cuales son respectivamente (Wooldridge, 2015):

- (i) *Exogeneidad del instrumento*: Sea z variable instrumental, esta no puede estar correlacionada con el error, es decir, $Cov(z, \varepsilon) = 0$.
- (ii) *Relevancia del instrumento*: La variable instrumental z debe estar relacionada positivamente o negativamente con la variable explicativa endógena x , es decir, $Cov(z, x) \neq 0$.

Se ha visto que, aunque z y x tengan correlación tanto positiva como negativa, las estimaciones al utilizar VI pueden presentar un sesgo asintótico grande especialmente cuando z y x tienen una correlación débil. En consecuencia, se debe exigir que el instrumento tenga una correlación fuerte con la variable endógena, para esto se debe probar el supuesto de relevancia del instrumento, realizando una regresión de la variable instrumental z sobre la variable x endógena considerando las variables explicativas exógenas. Como regla general, si el estadístico F resulta ser mayor a 10, estamos en presencia de un instrumento válido. Adicionalmente, la z debe tener un nivel de significancia relativamente pequeño (no mayor que un 5%) (Wooldridge, 2015).

El segundo problema (autocorrelación en los errores) se sufre por el simple hecho de que los datos de series de tiempo tienen un orden cronológico más no azaroso, y por lo tanto, es muy probable que los datos del periodo t tengan relación positiva o negativa con los datos del periodo $t - 1$ (Bence, 1995). Petit-Bois et al. (2016) muestra que si la autocorrelación es positiva, los errores estándar tienden a tener una magnitud más chica, y por lo tanto los resultados de los estadísticos t pueden estar inflados o sesgados, afectando así a la inferencia estadística. Análogamente, si la autocorrelación es negativa, los errores estándar tienden a tener una magnitud muy grande, provocando que los estadísticos t tengan una magnitud muy pequeña. A partir de esto, se utiliza generalmente para testear la autocorrelación de los errores, el estadístico de *Durbin-Watson* el cual se define formalmente como:

$$D = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2} \quad (3.6)$$

Donde, n es el tamaño de la muestra y $\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t$, corresponde a los residuos de la estimación por MCO. Como regla general, si el estadístico de *Durbin-Watson* posee un valor menor

a 1, se puede estar en presencia de autocorrelación grave, por otra parte, si el estadístico es menor que 2, se encuentra en presencia de correlación serial positiva, y por último, un valor cercano a 2 es sinónimo de que no existe correlación serial. Diferentes métodos se proponen para corregir el problema de autocorrelación, entre los cuales se mencionan Cochrane-Orcutt, Hildreth-Lu y Prais–Winsten (Subhi and Al Azkiya, 2022). Cordera et al. (2015) en España, demuestra que el grado de autocorrelación se reduce ampliamente en los modelos donde se corrige utilizando el método de Cochrane-Orcutt para corregir por autocorrelación, obteniendo valores del estadístico de *Durbin-Watson* cercanos a 2. Adicionalmente, Subhi and Al Azkiya (2022) utilizando series de tiempo compara los métodos de Cochrane-Orcutt y Hildreth-Lu, mostrando que las pruebas de autocorrelación luego de utilizar ambos métodos muestran ausencia de autocorrelación. Sin embargo, el método de Hildreth-Lu dio como resultado un error cuadrático medio (RMSE) más bajo en comparación con el método de Cochrane-Orcutt. El procedimiento de Cochrane-Orcutt, modela los errores ε_t como un proceso auto regresivo de orden uno AR(1):

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + \omega_t \quad (3.7)$$

A partir de esto, estima ρ a través de MCO. Sea r el nombre de este estimador. Luego, utilizando el modelo de regresión de la Ecuación 4.1, se define:

$$y_t^* = y_t - ry_{t-1} \quad (3.8)$$

$$x_{t,i}^* = x_{t,i} - ry_{t-1,i} \quad (3.9)$$

Donde, $i = 1, \dots, k$, número de variables explicativas. Utilizando MCO, se realiza la regresión de y_t^* con las variables explicativas $x_{t,i}^*$ obteniendo los estimadores $\hat{\beta}_0^*, \dots, \hat{\beta}_i^*$. Este proceso es iterativo, hasta encontrar el estimador r eficiente, que permita obtener un estadístico de *Durbin-Watson* (Ecuación 3.6) cercano a 2.

Por último, un proceso de serie de tiempo estacionario, se define como aquel donde sus distribuciones de probabilidad son constantes en el tiempo. Es decir, $\mathbb{E}(x_t)$ y $Var(x_t)$ es constante en el tiempo para cualquier t (proceso estacionario en covarianza). Esto es crucial, ya que permite relajar los supuesto del estimador MCO al hacerlos menos estrictos. Por otra parte, un proceso estacionario en covarianza, es *débilmente dependiente* si $Corr(x_t, x_{t+h})$ se hace cero lo suficientemente rápido cuando h tiende a infinito (Wooldridge, 2015). Los procesos no estacionarios en series de tiempo pueden plantear varios problemas, entre los cuales se mencionan predicciones inexactas y la dificultad para realizar inferencia estadística. Por lo tanto, si se precisa utilizar un enfoque de regresión lineal se requiere algún tipo de estabilidad en el tiempo, ya que los supuestos básicos asumen que los parámetros estimados β_i no cambian en el tiempo. En consecuencia, se requerirá que las series de tiempo utilizadas en los modelos sean por lo menos estacionarias en covarianza y por lo tanto, débilmente dependientes. Esto porque la dependencia débil reemplaza el muestreo aleatorio (equivalente en datos de corte transversal) y permite entregar validez al Teorema Central del Límite (TLC) y a La Ley de los Grandes Números (LGN), y así, hacer validas las estimaciones que permiten realizar

inferencia estadística (Wooldridge, 2015). Generalmente, con la finalidad de determinar si las series de tiempo son o no estacionarias, se utiliza la prueba de *Dickey-Fuller Aumentada* (Greene, 2003).

Un problema de orden menor pero no menos importante, tiene que ver con reconocer que cuando se trabaja con series de tiempo, es común obtener datos con una tendencia en el tiempo, la cual puede crecer o disminuir (Wooldridge, 2015). Generalmente, puede ocurrir que un factor inobservable afecte a y_t , y erróneamente se le atribuya a una variable x_{it} este efecto. A este problema se le denomina problema de *regresión espuria*, y comúnmente se elimina agregando a los modelos una variable que sea capaz de captar la tendencia. Estudios tales como (Cordera et al., 2015) en España, ocupan esta solución en la identificación.

Capítulo 4

Metodología

Esta sección presenta la formulación teórica de los modelos de demanda de transporte público para Bus y Metro, incorporando las variables propias del sistema, macroeconómicas y de control. Del mismo modo, se presentan los métodos utilizados para determinar la estacionariedad de los datos y los métodos utilizados para corregir por endogeneidad y autocorrelación.

4.1. Modelo teórico

El modelo teórico utilizado en el presente estudio es de la forma:

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_i \beta_{i1} \ln X_{it} + \sum_{j=1}^{11} \beta_{j2} D_{1jt} + \sum_{i=1}^4 \beta_{i3} D_{2jt} + \beta_4 D_{3t} + \beta_5 T_t + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

$\beta_0, \beta_{i1}, \beta_{j2}, \beta_{i3}, \beta_4, \beta_5$ parámetros a estimar.

Se estiman tres modelos con la forma funcional log-log, donde la variable dependiente Y_t corresponde para el primer modelo a las transacciones del modo Bus, para el segundo modelo corresponde a las transacciones del modo Metro y para el último modelo corresponde a los viajes totales realizados en el sistema de transporte (Metro y Bus). X_{it} corresponde al conjunto de variables independientes i utilizadas en el tiempo t , D_{1jt} corresponde a las variables dummies mensuales $j - 1$, D_{2jt} corresponde a las variables dummies semanales $i - 1$, D_{3t} corresponde a las variables dummies que representan los días feriados en el periodo t y por último, T_t corresponde a la variable tendencia.

De la misma forma, β_0 corresponde al término constante, β_{i1} corresponde a los parámetros a estimar para cada variable independiente i , β_{j2} corresponde a los parámetros a estimar para las variables dummies mensuales $j - 1$, β_{i3} corresponde a los parámetros a estimar para las variables dummies semanales $i - 1$, β_4 corresponde al parámetro a estimar para la variable dummy correspondiente a los días feriados D_{3t} , β_5 corresponde al parámetro a estimar para la variable que captura la tendencia y finalmente, ε_t corresponde al término del error. Como se sugiere en la sección anterior, esta especificación permite obtener las elasticidades de equilibrio directamente de los parámetros estimados, así, β_{i1} representa la elasticidad en la demanda de la variable i .

Lo primero que se realiza son pruebas de raíz unitaria, a través de la prueba *Dickey-Fuller Aumentada*, con la finalidad de testear la estacionariedad de las diferentes series de tiempo, y así determinar por un lado la factibilidad de su uso en los modelos econométricos y por el otro, determinar el intervalo de tiempo a considerar en la serie para las posteriores estimaciones (Wooldridge, 2015).

Segundo, siguiendo la metodología propuesta en Cordera et al. (2015) y Balcombe et al. (2004) se realiza un análisis de correlación entre las variables independientes, con la finalidad de eliminar la posible presencia de multicolinealidad presente en los datos por las características intrínsecas de los sistemas de transporte y también, por las características particulares de los datos a utilizar. En función de esto, se separa el modelo teórico de la Ecuación 4.1 en dos especificaciones para cada variable dependiente Y_t . Por otra parte, para determinar la presencia de autocorrelación en los errores, se utiliza el estadístico de *Durbin-Watson* y en caso de ser necesario, se corrige utilizando el método de Cochrane-Orcutt.

Tercero, para eliminar el problema de endogeneidad descrito en el capítulo anterior, se corrige utilizando el enfoque de variables instrumentales (VI) y el estimador de mínimos cuadrados en dos etapas siguiendo la metodología descrita tanto en Wooldridge (2015) como en Greene (2003). La variable instrumental propuesta, sigue de la metodología utilizada en Cordera et al. (2015), donde se utiliza como variable instrumental el número de *pernoctaciones* realizadas en la ciudad. Con la finalidad de que el instrumento sea válido, se prueba el supuesto de *relevancia del instrumento*. La variable endógena en el presente estudio corresponde al nivel de servicio, donde para el modo Bus se representa a través de la variable *vehículos-kilómetros* y para el modo Metro, a través de la variable *coche-kilómetros*.

Se crean variables dummies mensuales, semanales y las correspondientes a los días feriados con la finalidad de capturar la estacionalidad de la demanda del transporte público (Cordera et al., 2015, Greene, 2003). De esta forma, se crean 11 variables dummies para capturar el efecto mensual, tomando Febrero como inicio y Diciembre como final. Análogamente, se crean variables semanales para capturar el efecto semanal y del mismo modo, se crea una variable para capturar el efecto de los días feriados, tomando en cuenta todos los feriados legales presentes en la Región Metropolitana. Por último, con la finalidad de capturar el efecto de la tendencia, se crea una variable T_t .

Finalmente, se estima la Ecuación 4.1 utilizando el estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para cada variable Y_t y para cada especificación. Luego, utilizando el enfoque de variables instrumentales (VI) y el estimador de Mínimos Cuadrados en dos Etapas se estiman nuevamente ambas especificaciones. Posteriormente, para cada especificación y estimación, se calculan nuevamente los estimadores corrigiendo por autocorrelación en los errores. En consecuencia, para cada variable dependiente Y_t y especificación, se obtendrá una estimación por MCO, una estimación por VI, una estimación por MCO corrigiendo por autocorrelación y una estimación por VI corrigiendo por autocorrelación, completando un total de 4 modelos por especificación y 8 modelos en total para cada Y_t .

Capítulo 5

Datos

En el presente capítulo, se mostrará primero la construcción de la base de datos a utilizar en función de las variables comúnmente utilizadas en modelos de demanda del transporte público, mostrando su definición, grupo, tipo e intervalo de tiempo al cual pertenecen. Segundo, se mostrará el preprocesamiento utilizado y por último, se mostrará el análisis exploratorio de los datos a utilizar.

5.1. Construcción base de datos

La exclusión de alguna variable explicativa relevante conllevará a estimaciones sesgadas si existe relación entre las variables incluidas en el modelo con la variable excluida (Holmgren, 2007), por lo tanto la selección de variables a utilizar en el modelo econométrico resulta un punto importante para obtener resultados correctos y para realizar estadística descriptiva coherentemente. En función a esto y a lo expuesto en los capítulos anteriores, las variables a considerar en modelos de demanda se pueden según Balcombe et al. (2004) y Holmgren (2007) agrupar en: Variables propias del sistema, Variables externas y Variables de control.

El primer grupo, consiste en las variables que provienen intrínsecamente del sistema de transporte público en Chile, las cuales son suministradas directamente del Directorio de Transporte Público Metropolitano (DTPM). Estas son: Transacciones Bus, Transacciones Metro, Viajes Metro y Bus, Coche-kilómetro, Vehículos-kilómetros, Índice de cumplimiento de frecuencia (ICF), Indicador de cumplimiento de regularidad (ICR), Tarifa y Velocidad.

Cada vez que un usuario, con su tarjeta *bip!*⁷, se acerca a un validador⁸, este registra una transacción o validación. De la misma forma, los viajes realizados por los usuarios, corresponden a la contabilización de la transacción que da inicio a la primera etapa del viaje, donde se cobra la tarifa (DTPM, 2021). Por lo tanto, un viaje puede tener más de una transacción. Para los objetivos del presente estudio, se tienen las transacciones tanto para Bus y Metro, y se cuenta con los viajes totales entre Bus y Metro, es decir la suma de los viajes que se iniciaron en Metro con los viajes que se iniciaron en Bus. Los vehículos-kilómetros corresponden a una variable exclusiva del sistema Bus y mide la oferta de buses entregada por las autoridades medida en kilómetros. Análogamente se tiene la variable coche-kilómetro, la cual

⁷ Medio de pago, con formato sin contacto, que se utiliza en el sistema de transporte público

⁸ Los validadores son dispositivos electrónicos que se encargan de autorizar o rechazar cada viaje, en función del saldo disponible en la Tarjeta sin contacto y/o las condiciones establecidas para viajar para esa tarjeta.

mide exactamente lo mismo pero para los coches del modo Metro. Las variables ICF e ICR son exclusivas del modo Bus, la primera, busca resguardar que los tiempos de espera de los usuarios no se vean incrementados debido a una menor cantidad de buses en circulación, por lo tanto, contrasta las expediciones efectivas con las señaladas en el Plan Operacional⁹ (PO), se determina para cada servicio-sentido j , en cada periodo p , para cada día d del mes t , cuantificando así, las expediciones efectivas b_{jpd}^{real} ¹⁰ y las expediciones planificadas en el PO b_{jpd}^{prog} ¹¹. En consecuencia se define la variable ICF como, $ICF_{jpd} = Min \left\{ 1, \frac{b_{jpd}^{real}}{b_{jpd}^{prog}} \right\}$. Adicionalmente se considera incumplimiento leve si el indicador es menor que 75 % y mayor o igual que 60 %, incumplimiento medio si el indicador es menor que 60 % y mayor o igual que 40 %, y finalmente se considera incumplimiento grave si el indicador es menor a 40 %. Por su parte, la variable ICR busca resguardar que los tiempos de los usuarios no se vean afectados por impuntualidad de los servicios, si el indicador es mayor o igual a 90 % se considera alto, si es menor que 90 % y mayor o igual a 80 % se considera medio y si es menor a 80 % se considera bajo. La variable velocidad medida en km/hr , proviene de los registros GPS que poseen los Buses y corresponde a la velocidad media del sistema, se calcula dividiendo la suma de las distancias recorridas y la suma de los tiempos de viaje de todos los buses que hacen recorridos comerciales en la ciudad. La variable tarifa corresponde al valor monetario (medido en $\$CLP$) percibido por lo usuarios al hacer uso del sistema de transporte público.

Las variables externas utilizadas en el presente estudio (Balcombe et al., 2004), corresponden a Precipitaciones, Ingreso, Tasa de desempleo y Tasa de motorización. La tasa de motorización es posible obtenerla a través de la cantidad de permisos de circulación de vehículos motorizados en la región metropolitana y con la población de esta misma, los datos se obtienen del Instituto Nacional de Estadísticas (INE), y posee una agregación anual. La tasa de desempleo también se obtiene del INE y posee una agregación mensual. Las precipitaciones se obtienen por la Dirección Meteorológica de Chile y miden la cantidad de agua en milímetros caída en la Región Metropolitana con agregación diaria. Finalmente, el Ingreso mide el PIB per cápita, con una agregación trimestral.

Las variables de control corresponden a variables binarias, con la finalidad de capturar los efectos estacionales del transporte público. En el presente estudio se utilizan, variables mensuales, semanales y a los feriados.

La tabla siguiente muestra las variables del dataset construido, el grupo y tipo al cual corresponden, también se muestra si las variables se presentan para el modo bus y metro, y finalmente, se muestra el intervalo de tiempo en el cual pertenecen las variables.

⁹ Oferta diaria programada por parte del Directorio de Transporte Público Metropolitano.

¹⁰ A través del PO, se define para los operadores un Servicio-Sentido-Periodo-Día (SSPD), y por lo tanto, las expediciones efectivas, corresponden a la verificación, a través de puntos de control, del cumplimiento del SSPD por parte de los operadores.

¹¹ Corresponde a el SSPD planificado en el PO.

Grupo	Variable	Tipo	Intervalo tiempo
Propias sistema	Transacciones Bus	Dependiente	01/01/2007 - 04/08/2022
	Transacciones Metro	Dependiente	01/01/2007 - 04/08/2022
	Viajes Metro y Bus	Dependiente	01/01/2007 - 04/08/2022
	Vehículos-kilómetros	Independiente	01/01/2010 - 31/08/2022
	Coche-kilómetros	Independiente	01/01/2007 - 21/09/2022
	ICF	Independiente	01/02/2010 - 31/05/2022
	ICR	Independiente	01/02/2013 - 31/05/2022
	Velocidad	Independiente	01/01/2009 - 31/08/2022
Externas	Tarifa	Independiente	01/02/2007 - 31/07/2022
	Precipitaciones	Independiente	01/01/2007 - 04/08/2022
	Ingreso	Independiente	01/01/2010 - 07/01/2022
	Tasa desempleo	Independiente	01/03/2010 - 30/06/2022
	Tasa motorización	Independiente	01/03/2010 - 30/06/2022
Control	Dummies Feriados	Independiente	-
	Dummies Meses	Independiente	-
	Dummies Día Semana	Independiente	-

Tabla 5.1: Variables de la base de datos, con su grupo, tipo e intervalo de tiempo.

En términos generales, las variables no sufren problemas de valores nulos, exceptuando una poca magnitud para las variables vehículos kilómetros, coches-kilómetros y precipitaciones, con un 3%, 3,5% y 0,17% del total de datos respectivamente. En estos casos, se utilizó la observación anterior al valor nulo para el mismo día, para así, corregir por día de semana y fin de semana. En otras palabras, al observarse un valor nulo en un día jueves, se reemplaza este valor con el del día jueves anterior, ya que como se ha mencionado anteriormente, los valores en las series de tiempo tienen correlación con los periodos anteriores. Adicionalmente, con el uso de un deflactor tomando como base el año 2010, la variable Tarifa e Ingreso se deflataron para corregir por inflación. Finalmente, se debe tener en consideración para los modelos a realizar que los intervalos de tiempo no son equivalentes en las variables, por lo que eventualmente se podría dejar fuera alguna variable con la finalidad de utilizar el intervalo de tiempo más grande, y así, beneficiarse de las características de muestra grande.

5.2. Análisis exploratorio de los datos

La Tabla 5.2 muestra los estadísticos descriptivos correspondientes a la base de datos a utilizar en los modelos.

Variable	Mínimo	Promedio	Máximo	Desviación estándar
Transacciones Bus (diarias)	100548	2302115	4468663	1091702
Transacciones Metro (diarias)	63179	1661143	2977303	773868
Viajes Metro y Bus (diarias)	118748	2623138	4325584	1165397
Vehículos-kilómetros (kilómetros)	530054	1205605	1679772	235863
Coche-kilómetros (kilómetros)	19619	374658	567485	107623
ICF (%)	0,56	0,98	1,00	0,03
ICR (%)	0,31	0,84	0,95	0,05
Velocidad (km/hr)	17,49	20,52	23,61	1,32
Tarifa (\$CLP)	410	629,99	700	63,92
Precipitaciones (milímetros)	0,00	0,39	42,60	2,37
Ingreso per cápita(\$USD)	14304,95	18246,82	20417,16	1618,87
Tasa desempleo (%)	5,16	7,61	13,52	1,73
Tasa motorización (cantidad)	3795,80	5082,13	6150,12	703,52

Tabla 5.2: Estadísticos descriptivos base de datos periodo 2010-2022.

Rápidamente se puede observar que los estadísticos de las transacciones del modo Bus son mayores en cualquier caso a los del modo Metro. Indudablemente, los viajes son mayores a las transacciones (Bus y Metro) porque se están considerando ambos modos. Por otra parte, se observa que las desviaciones estándar de las variables dependientes (Transacciones Bus, Transacciones Metro y Viajes Metro y Bus) son relativamente altas, por el hecho de que se está considerando el periodo 2010 - 2022. Donde, como se verá posteriormente, desde el periodo 2019 en adelante existe una gran varianza en el sistema de transporte público, a causa de principalmente el estallido social¹² y la pandemia COVID-19.

5.2.1. Transacciones Bus

La Figura 5.1 muestra las transacciones diarias del modo Bus en el periodo 2010-2022.

¹² Nombre que ha recibido una serie de masivas manifestaciones y disturbios originados en Santiago y propagados a todas las regiones de Chile.

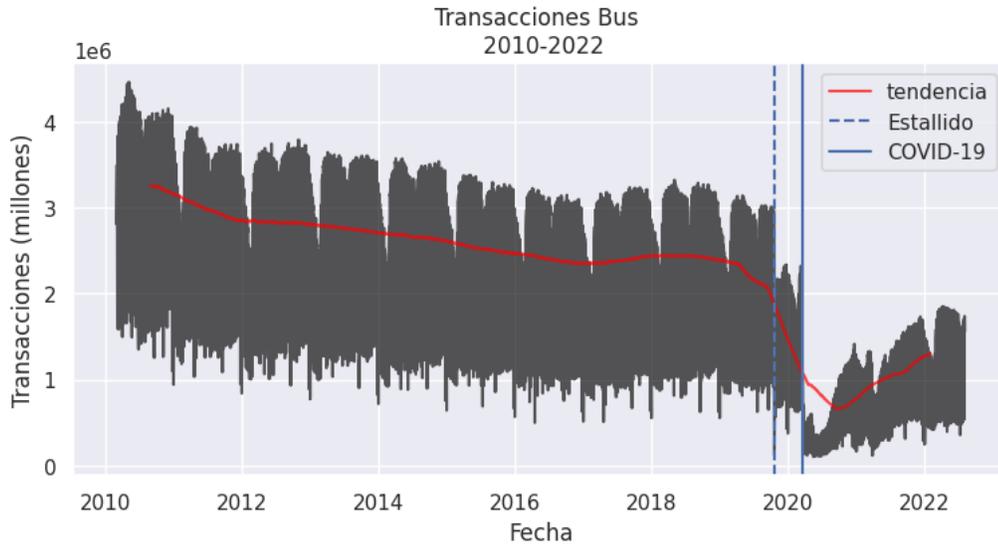


Figura 5.1: Transacciones modo Bus diarias en millones, periodo 2010 - 2022.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

(*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.

Lo primero que se observa a partir de la Figura 5.1, es que la tendencia anual de la serie de tiempo presenta un comportamiento a la baja en el transcurso del tiempo en principalmente los periodos 2010-2017. Por otra parte, se puede observar que este comportamiento se incrementa significativamente en los periodos correspondientes a el Estallido Social ocurrido en Chile el año 2019 y a la pandemia COVID-19. Adicionalmente, vemos que existen dos bajadas fáciles de reconocer, la más pequeña corresponde a aproximadamente la mitad de cada año, y la de mayor magnitud corresponde a el principio de cada año. Este patrón se repite en toda la serie de tiempo, exceptuando en los periodos correspondientes a Estallido Social y COVID-19.

5.2.2. Transacciones Metro

La Figura 5.2 muestra las transacciones diarias del modo Metro en el periodo 2010-2022.

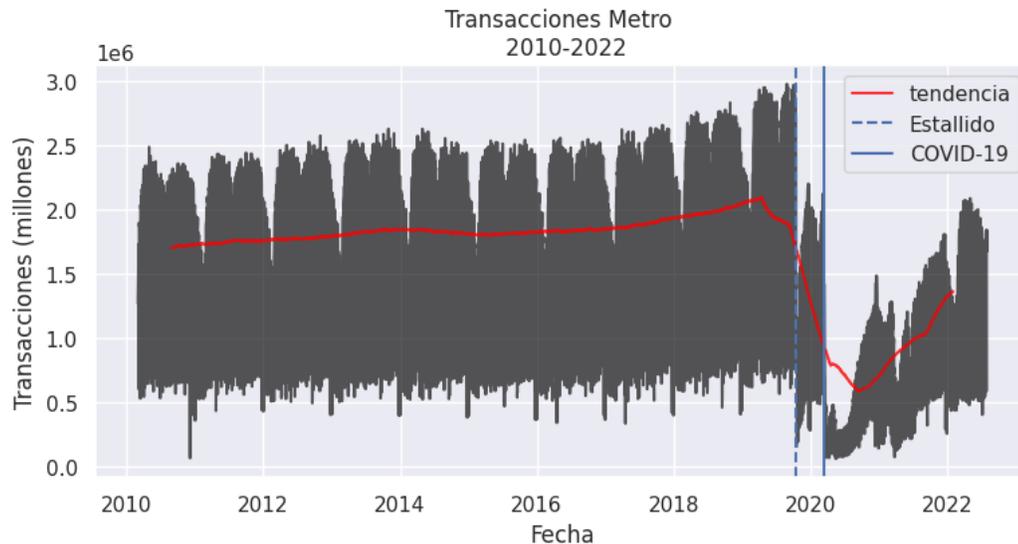


Figura 5.2: Transacciones modo Metro diarias en millones, periodo 2010 - 2022.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

(*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.

A diferencia de la serie de tiempo anterior, se puede observar que la tendencia anual en las transacciones del modo Metro, tiene un comportamiento ascendente en el tiempo. También, se puede observar que antes del periodo Estallido Social y COVID-19, las transacciones diarias alcanzan su punto más alto, teniendo un valor cercano a los 3 millones. El comportamiento en los periodos Estallido y COVID-19 como es de esperarse, es de la misma forma que en las transacciones del modo Bus, pero se puede observar que la recuperación de las transacciones en el modo Metro tiene una pendiente más pronunciada en el tiempo. Esto se puede deber a dos razones, la primera de ellas, es que en el transcurso del tiempo se observa que las transacciones del modo Metro van en una constante alza y por el contrario, las transacciones del modo Bus van en una constante baja, sumado a que en cambios porcentuales, el modo Metro a tenido mayores aumentos en la red suministrada al sistema de transporte público en comparación con el modo Bus, y por lo tanto, es de esperarse que el modo Metro tenga una recuperación más acelerada, que se traduce en mayores transacciones en el mismo intervalo de tiempo. Segundo, en términos generales de acuerdo a Guarda et al. (2016), la evasión se presenta con mayor magnitud en el modo Bus y por lo tanto, pueden existir transacciones que no se están contabilizando en el modo Bus. Adicionalmente, Gramsch et al. (2022) muestra que el efecto de las cuarentenas dinámicas realizadas en Chile en el periodo de la pandemia COVID-19, tuvieron un efecto negativo en la demanda, impactando en mayor magnitud al modo Bus, con una reducción del $-25,2\%$ para el modo Bus y con una reducción del $-12,2\%$ para el modo Metro. Por último, la componente estacional como es de esperarse, también se puede observar tanto en el principio de cada año como en la mitad de cada año.

5.2.3. Viajes Bus y Metro

La Figura 5.3 muestra los viajes totales considerando el modo Bus y Metro en el periodo 2010-2022.

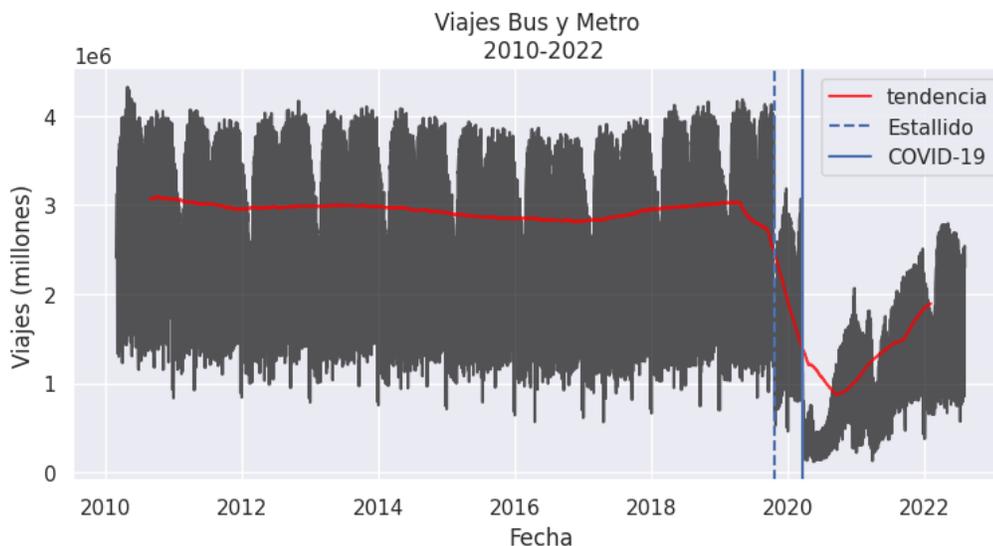


Figura 5.3: Viajes Bus y Metro diarios en millones, periodo 2010 - 2022.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM. (*) La línea roja representa la tendencia anual de la serie de tiempo cuando se descompone en sus 3 componentes principales: estacionalidad, tendencia y ruido.

Los viajes muestran una tendencia anual relativamente constante en todo el tiempo, que en función de lo anterior, se puede explicar por el aumento de las transacciones en Metro, a la disminución de las transacciones en Bus y a el aumento de viajes que se realizan en automóvil particular. La Figura 5.3 también muestra que los viajes diarios se mantienen en aproximadamente 4 millones en todo el intervalo de tiempo antes del Estallido y COVID-19. Por otra parte, la estacionalidad como es de esperarse sigue un patrón recurrente, donde existe una baja de menor grado en la mitad de los años y una baja de mayor grado en el inicio de cada año.

5.2.4. Variables explicativas

La Figura 5.4 muestra los vehículos-kilómetros suministrados para el modo Bus y los coche-kilómetro suministrados para el modo Metro.

Como se ha dicho anteriormente, estas variables son una de las tantas maneras de representar los niveles de servicio presentes en los sistemas de transporte público, y también representan la oferta suministrada por las entidades correspondientes. En este sentido, se puede observar que los vehículos-kilómetros correspondientes al modo Bus, tienen una tendencia a la baja en el tiempo concorde con la demanda de este mismo modo. De forma contraria, los coche-kilómetro muestran una tendencia ascendente en el tiempo concorde con el mismo comportamiento que muestra la demanda del modo Metro.

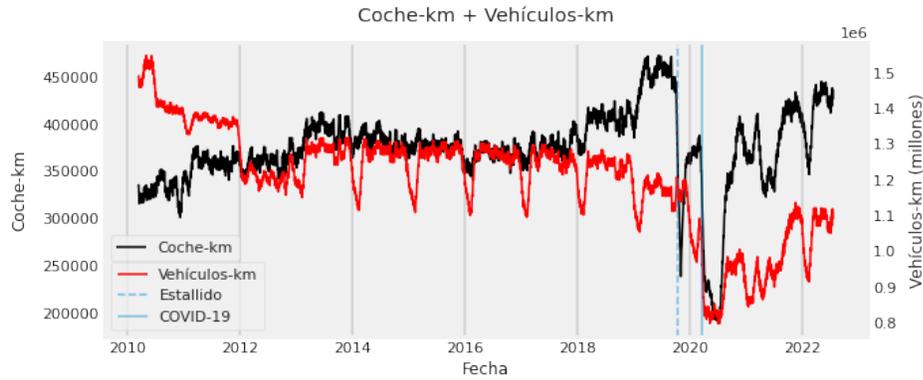


Figura 5.4: Tendencia Coche-km y Vehículos cada 30 días, periodo 2010 - 2022.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Particularmente, se observa que en los periodos 2010-2012 la tendencia de los vehículos-kilómetros es descendente en el tiempo y la tendencia de los coche-kilómetro es ascendente en el tiempo. Luego en el periodo 2012-2018 se puede observar que el comportamiento de ambas variables es relativamente constante. Finalmente, en el periodo 2018-2020 nuevamente se vuelve a notar una diferencia significativa entre ambos modos. Adicionalmente, se observa que la estacionalidad de la serie de tiempo vehículos-kilómetros es más notoria que la estacionalidad de la serie correspondiente a coche-kilómetro, y de la misma forma que la demanda, los periodos Estallido Social y COVID-19 muestran un baja muy significativa. En cualquier periodo y para ambos modos, si la demanda baja (transacciones) la oferta sigue el mismo patrón (coche-kilómetro o vehículos-kilómetros) mostrando la estrecha relación (característica común de los sistemas de transporte público) entre la oferta y la demanda (Cordera et al., 2015). Reafirmando lo encontrado por Holmgren (2007), donde se recomienda tratar las variables de nivel de servicio como endógenas.

La Figura 5.5 muestra las variables ICF e ICR, su tendencia y su histograma para el modo Bus, en los periodos 2010-2022 y 2013-2022 respectivamente.

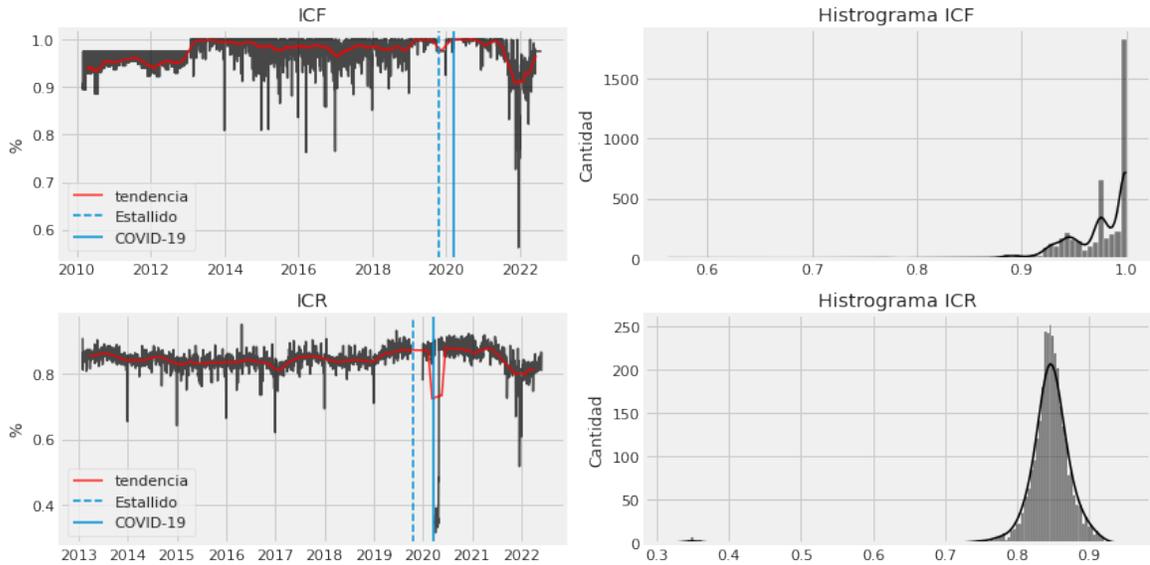


Figura 5.5: ICF e ICR más histogramas, periodo 2010 - 2022.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

A partir de la Figura 5.5 lo primero que se observa es que el intervalo de tiempo de la variable ICR es 2013-2022 y por otra lado, el intervalo de tiempo de la variable ICF es 2010-2022. Por otra parte, se observa que la variable ICR tiene una tendencia relativamente constante cercana al 80 %, y paralelamente, la variable ICF fluctúa principalmente entre los valores 90 % y 100 %. Ambas series de tiempo, muestran una baja en su tendencia en los periodos post Estallido Social y COVID-19. Los histogramas indican que la variable ICR tiene un comportamiento más estable en el tiempo con una media entre los valores 80 % y 90 %. Por último, el histograma de la variable ICF muestra que sus valores tienden a ser 100 %, esto puede tener algún tipo de sesgo, ya que la variable ICF mostrada es un agregado diario de todos los operadores, y por lo tanto, operadores con mayor nivel de servicio pueden estar compensando a los operadores con menor nivel de servicio.

La Figura 5.6 muestra la evolución de la Tarifa adulto para el modo Bus cobrada en el sistema de transporte público en Chile.

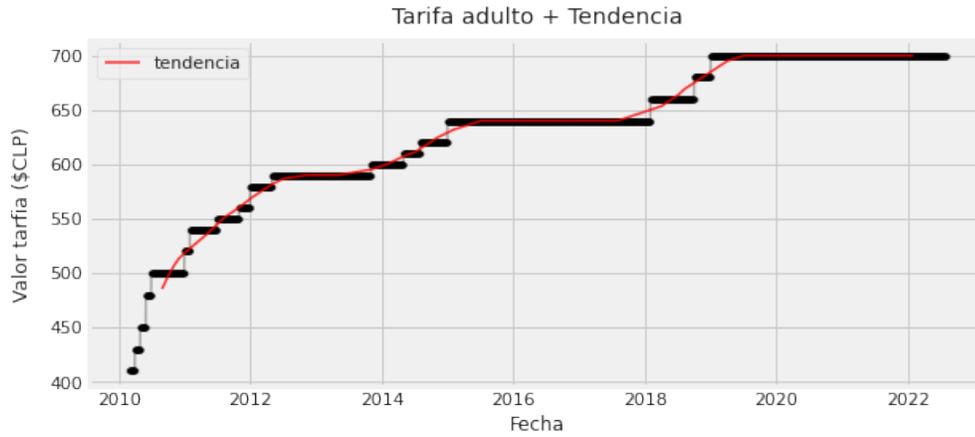


Figura 5.6: Tarifa adultos, periodo 2010 - 2022.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

De acuerdo a Balcombe et al. (2004), en sistemas con muchos tipos de tarifa, la incorporación de estas en los modelos puede ser a través del promedio simple. En el caso particular del presente estudio, la tarifa es integrada en todo el sistema y se diferencia por tipo de usuario y por modo. No obstante, por las características propias del sistema de transporte en Chile, los incrementos en la tarifa y la tendencia alcista de esta, es el mismo en todos los tipos de usuarios, y por lo tanto, para los diferentes tipos de tarifa el aumento es el mismo en cualquier caso. En este sentido, para el caso particular se utiliza la tarifa adulto para el modo bus en cualquier modelo. Por último, de la Figura 5.6 se puede observar que la tarifa en toda la serie de tiempo ha tenido solo alzas. Estas alzas se realizan en función de los ingresos, costos y del monto del subsidio que recibe el sistema de transporte.

La Figura 5.7 muestra la velocidad promedio de los Buses en los días de semana y por otra parte, muestra la cantidad de permisos de circulación vigentes por año en la Región Metropolitana.

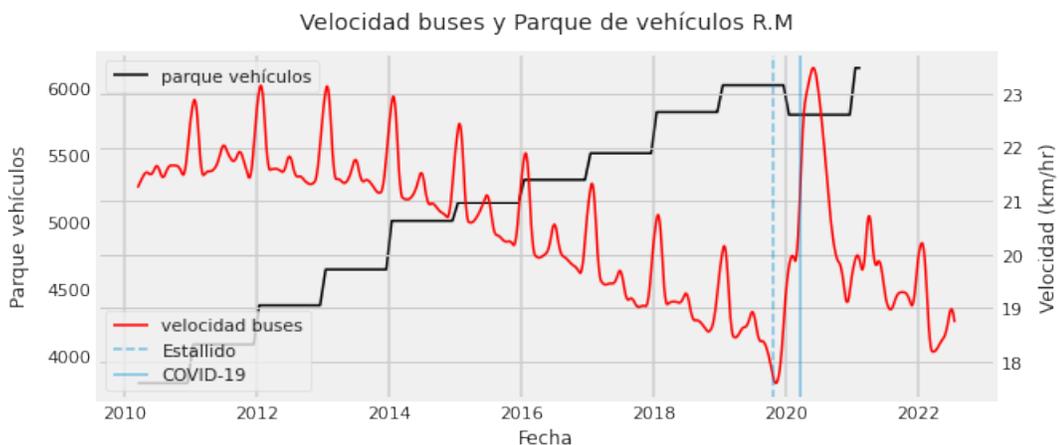


Figura 5.7: Velocidad semanal buses y parque de vehículos Región Metropolitana, periodo 2010 - 2022.
Fuente: Elaboración propia, datos INE y DTPM.

Se puede observar que la tendencia de la velocidad en los Buses es a la baja en el tiempo, y también estacional, presentando en mayor magnitud aumentos de velocidad en los inicios de cada año y aumentos de velocidad en menor magnitud en la mitad de cada año. Particularmente el efecto de la pandemia COVID-19 muestra el mismo patrón analizado en las otras series de tiempo, donde en este caso, la velocidad de los buses alcanza su máximo ya que la cantidad de automóviles en circulación bajo drásticamente. Por el contrario, la cantidad de automóviles en la ciudad tiene un comportamiento lineal y al alza en el tiempo.

La Figura 5.8 muestra el comportamiento en el periodo 2010-2022 de las variables macroeconómicas ingreso per cápita y tasa de desempleo.

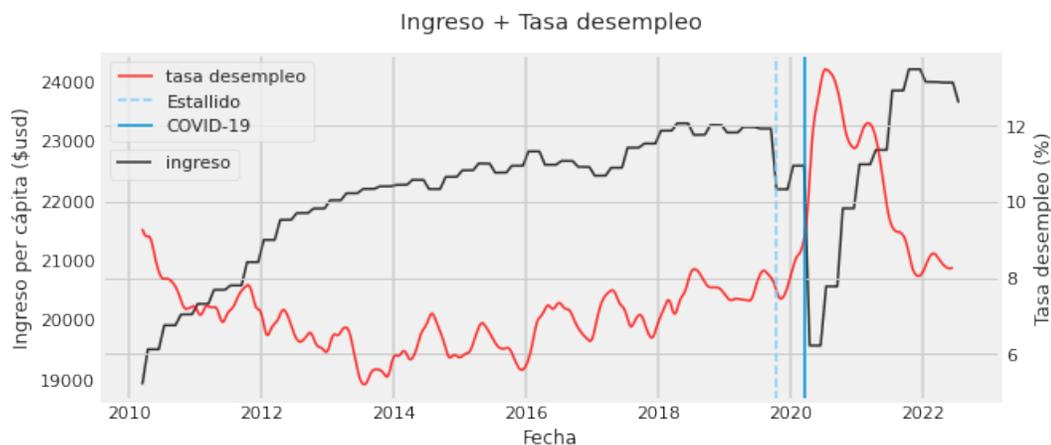


Figura 5.8: Ingreso per cápita y tasa desempleo, periodo 2010 - 2022. Fuente: Elaboración propia, datos INE.

Se observa que el ingreso ha tenido una clara tendencia al alza en el tiempo, teniendo bajas significativas a causa del Estallido Social y el COVID-19. Por otra parte, la tasa de desempleo muestra una tendencia a la baja en los periodos 2010-2014, luego una tendencia al alza desde el año 2014. Se puede observar que en ciertos periodos cuando el ingreso va al alza, la tasa de desempleo por el contrario, tiene un comportamiento a la baja y viceversa. Por último, se observa que producto de el COVID-19 la tasa de desempleo alcanza su máximo.

La Figura 5.9 muestra las precipitaciones medidas en milímetros en la Región Metropolitana en el periodo 2010-2022.

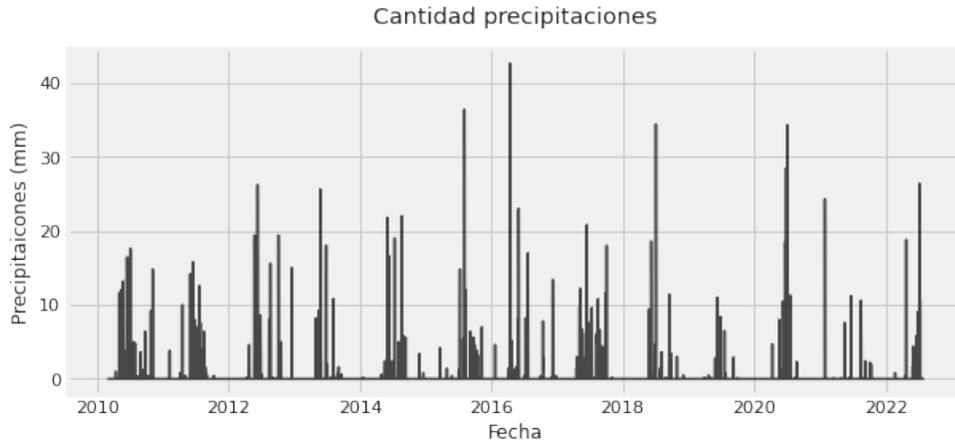


Figura 5.9: Precipitaciones Región Metropolitana, periodo 2010 - 2022.
Fuente: Elaboración propia, datos Dirección Meteorológica de Chile.

Se observa que las precipitaciones al igual que otras series de tiempo muestra un comportamiento estacional, correspondiente al natural comportamiento de los meses de lluvia en la Región Metropolitana. En este sentido, Balcombe et al. (2004) muestra que las precipitaciones en particular, corresponden a una variable generadora de viajes, y por lo tanto puede influir en la demanda del transporte público. En particular, los usuarios tienden a preferir un modo sobre el otro cuando existe lluvia o también en muchos casos, prefieren simplemente no realizar ciertos viajes de carácter no obligatorios.

5.2.5. Estacionalidad Mensual

La Figura 5.10 muestra la descomposición estacional de la serie de tiempo, correspondiente a variable dependiente transacciones modo Bus.

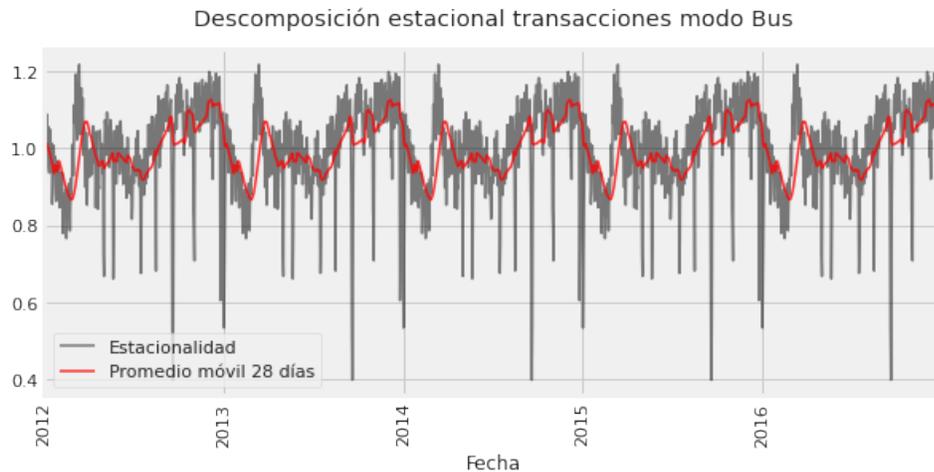


Figura 5.10: Estacionalidad transacciones modo Bus, periodo 2012-2016.
Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

De la Figura, se puede observar que existe el mismo patrón en cualquier año. En particular, los inicios de años muestran una baja constante hasta aproximadamente la tercera

semana de Febrero, luego un alza, posteriormente existe un comportamiento constante, luego una baja para finalizar con una alza constante con caídas en menor medida. La descomposición nos permite concluir que primero, existe una estacionalidad mensual que es particular del sistema de transporte en la Región Metropolitana, donde existen bajas en las transacciones en los meses de Enero, Febrero, y a la mitad de cada año. Por otra parte, las bajas pequeñas que se observan, corresponden a la cantidad de feriados legales y fines de semanas, donde como se vera en los puntos posteriores la demanda baja sustancialmente. El comportamiento es el mismo en las variables dependientes transacciones modo Metro y viajes totales.

La Figura 5.11 muestra un gráfico de cajas mensual para las variables dependientes transacciones modo Bus y viajes totales en el periodo 2010-2018.

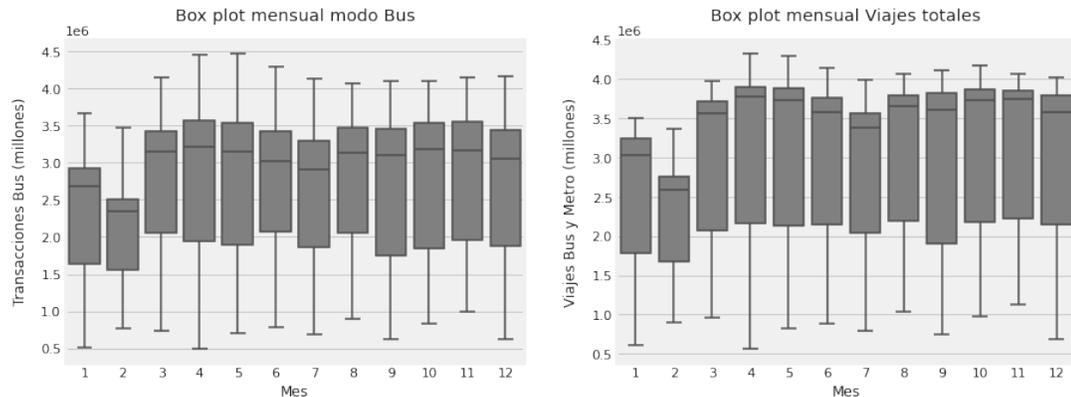


Figura 5.11: Box-plot Transacciones Bus y Viajes totales, periodo 2010-2018.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Con el gráfico de cajas es posible observar que, primero el comportamiento estacional de las transacciones es el mismo que el de los viajes. Por último, se observa que los meses de mayor flujo son los correspondientes a Marzo, Abril, Mayo, Agosto, Septiembre, Octubre y Noviembre. El comportamiento es análogo, para las transacciones del modo Metro.

5.2.6. Estacionalidad Diaria

La Figura 5.12 muestra las transacciones diarias para el mes de Marzo en el año 2017 para ambos modos de transporte considerados en el presente estudio. Al mismo tiempo, muestra las variables correspondientes al nivel de servicio para cada modo respectivamente.

Se puede observar inmediatamente que entre los días Lunes y Viernes la demanda tanto para Bus y Metro es relativamente constante, cercana a los 3 millones de transacciones y 2,5 millones de transacciones respectivamente. El mismo fenómeno se observa para las variables de nivel de servicio en ambos gráficos, donde entre los días Lunes y Viernes la oferta suministra es prácticamente la misma para Bus y Metro. Por último, se puede observar que las transacciones para ambos modo baja sustancialmente en los días correspondientes a Sábados y Domingos, en particular, para el modo Bus se pasa de un aproximado de 3 millones de transacciones en día laboral a 1,5 millones de transacciones en los días sábados y 1 millón de transacciones en los días domingos, siendo en cualquier caso, el día domingo el día con la

mayor disminución.

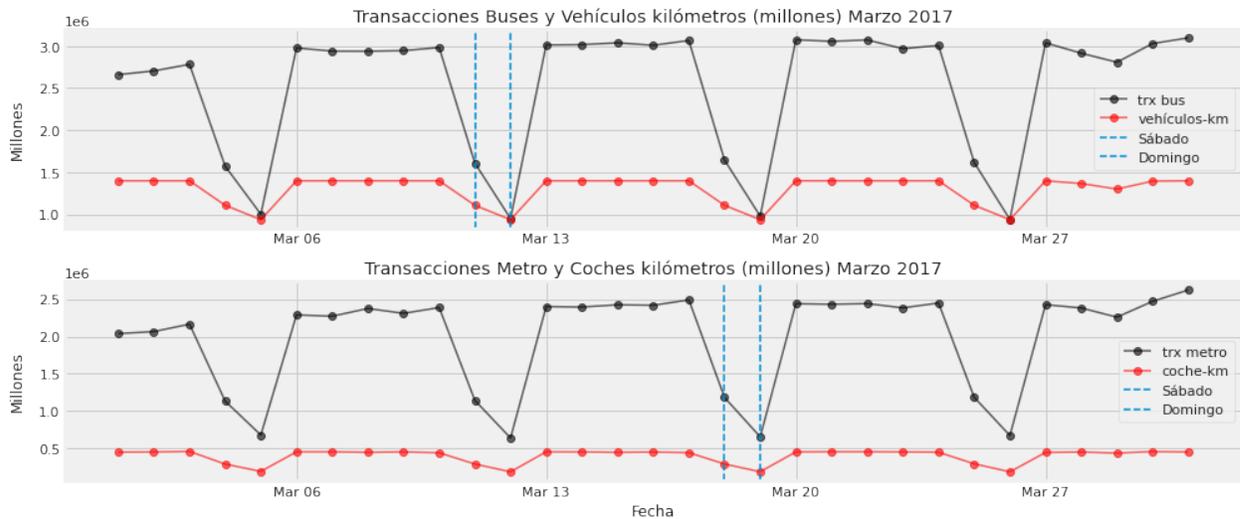


Figura 5.12: Transacciones diarias y niveles de servicio para modo Bus y Metro mes Marzo del 2017.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

5.2.7. Feriados

La Figura 5.13 muestra las transacciones para el modo Bus, diferenciando las transacciones en día laboral, fin de semana y si corresponden a feriados o no.

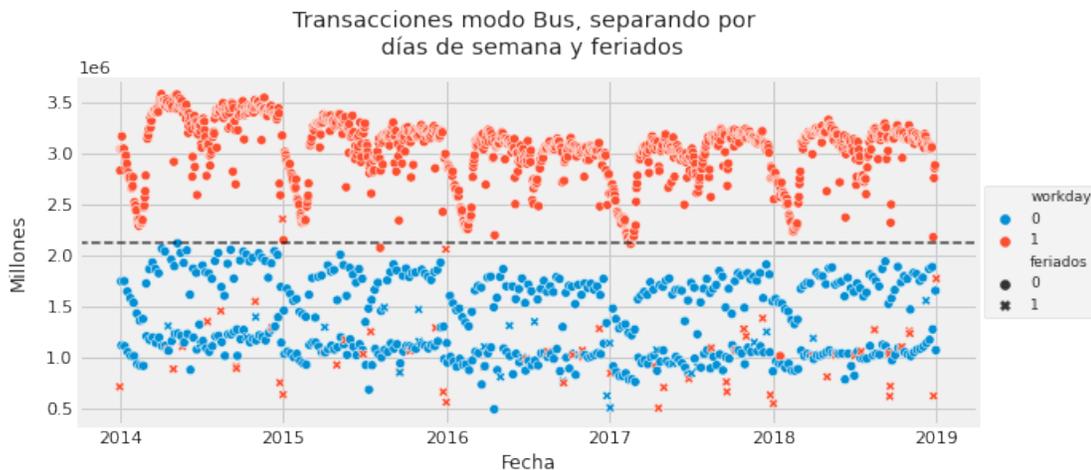


Figura 5.13: Scatter-plot Transacciones modo Bus, separando por feriados y fin de semana, para el periodo 2014-2019.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Se puede observar que dejando de lado los fines de semana y los feriados, las transacciones diarias muestran valores sobre los 2 millones, mostrando bajas solo en los inicios y mitades de años por las razones expuestas anteriormente. Por otra parte, se observa que las bajas en las transacciones son claramente producto de los fines de semana y de los feriados, los cuales en términos generales, tienen el mismo patrón en todos los años.

La Figura 5.14 muestra un gráfico de cajas, separando las transacciones correspondientes a feriados y no feriados.

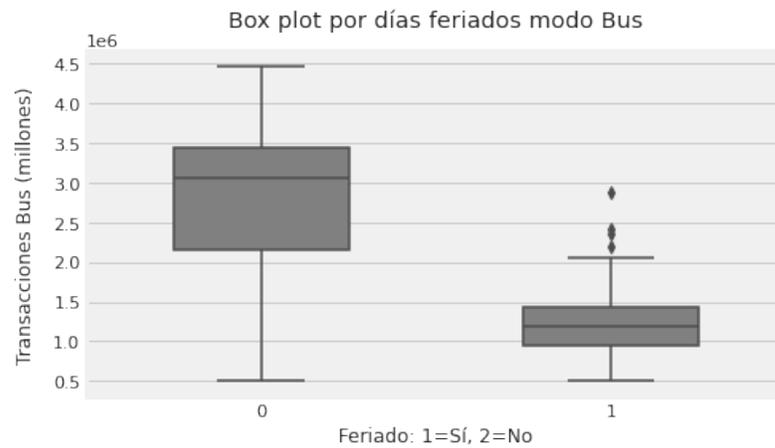


Figura 5.14: Transacciones diarias y niveles de servicio para modo Bus y Metro mes Marzo del 2017.

Fuente: Elaboración propia, datos DTPM.

Se observa claramente que los feriados tienen un efecto negativo significativo en la demanda del transporte público, por el comportamiento intrínseco de los usuarios con respecto a la movilidad en los días feriados. En términos generales se observa que la demanda en un día no feriado es casi 3 veces la de un día feriado.

Capítulo 6

Resultados

En la siguiente sección se muestran los resultados obtenidos para las 3 variables dependientes estimadas correspondientes a, transacciones para el modo Bus, transacciones para el modo Metro y viajes totales del sistema, considerando las dos especificaciones existentes y los métodos para corregir por autocorrelación.

De acuerdo a Balcombe et al. (2004) desde un punto de econométrico, la variable tasa de motorización o cantidad de vehículos en circulación no es una variable exógena. Por lo tanto, cuando se esta en presencia de las variables Tasa de Motorización e Ingreso per cápita (INGRESO) en conjunto, es más adecuado utilizar la variable Ingreso per cápita en los modelos que se utilicen. Así mismo lo demuestran diversos estudios analizados por Holmgren (2007), donde los modelos muestran resultados más consistentes con la variable Ingreso per cápita por sobre Vehículos en circulación, ya que entre otras cosas, estas variables muestran un grado no menor de correlación y por lo tanto, se recomienda utilizar solo una de estas. Por otra parte, Cordera et al. (2015) muestra que variables macroeconómicas tales como INGRESO y TASA DESEMPLEO, pueden mostrar una alta correlación incurriendo en estimaciones erróneas por efecto de la multicolinealidad y del supuesto de independencia. En consecuencia, se recomienda utilizar solo una de estas variables en los modelos a estimar. Los resultados muestran una alta correlación entre las variables INGRESO y TASA DESEMPLEO, así como también una alta correlación entre las variables ICF e ICR.

Por otra parte, los resultados de las pruebas de raíz unitaria, muestran que tanto en las variables independientes como en las dependientes, al considerar el intervalo de tiempo 2010-2022 se acepta la hipótesis nula de la prueba de *Dickey Fuller Aumentada* y por lo tanto, se concluye que las series de tiempo poseen raíz unitaria y no son estacionarias. Esto se debe a que en todas las series se muestra una varianza significativa en el periodo de COVID-19. En caso contrario, al utilizar el intervalo 2010-2018, los resultados muestran que se rechaza la hipótesis nula de la prueba *Dickey Fuller Aumentada* en todas las variables, exceptuando a la variable VELOCIDAD, y por lo tanto se concluye que las variables no poseen raíz unitaria o equivalentemente son estacionarias y más aún, viables para utilizarlas en un modelo econométrico.

Adicionalmente, las estimaciones de los modelos cuando se considera la semana completa muestran comportamientos erráticos que contradicen la literatura, tales como signos opuestos y magnitudes fuera de los intervalos comúnmente encontrados. Por lo tanto, se consideran

solo los días correspondientes a días de trabajo (Lunes a Viernes), ya que como se mostró anteriormente, los fines de semana muestran una baja significativa en la demanda y por lo tanto, los datos muestran una mayor varianza.

En función de lo anterior, para la estimación de los modelos se utilizan las variables correspondientes a Tarifa, Precipitaciones, ICF, Vehículos-km, Coches-km, Ingreso y Tasa de desempleo en el intervalo 2010 - 2018, sumado a las variables dummies correspondientes a la estacionalidad de las series de tiempo, no se utiliza la variable Velocidad e ICR y solo se considera la semana laboral. Adicionalmente, se desagrupa en dos especificaciones, una con la variable Ingreso y la otra con la variable Tasa de Desempleo, con la finalidad de evitar problemas de multicolinealidad y para no considerar el intervalo de tiempo de más varianza correspondiente a la pandemia COVID-19.

Se define la especificación 1 y la especificación 2 de la forma:

(i) *Especificación (1)*:

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_i \beta_{i1} \ln X_{it} + \sum_{j=1}^{11} \beta_{j2} D_{jt} + \sum_{i=1}^4 \beta_{i3} D_{2jt} + \beta_4 D_{3t} + \beta_5 T_t + \varepsilon_t \quad (6.1)$$

Donde X_{it} corresponde a Tarifa, Precipitaciones, ICF, Vehículos-kilómetros, Coche-kilómetro y Tasa desempleo. D_{1jt} corresponde a las variables dummies mensuales $j - 1$, D_{2jt} corresponde a las variables dummies semanales $i - 1$, D_{3t} corresponde a las variables dummies que representan los días feriados en el periodo t , T_t corresponde a la variable tendencia y por último, ε_t corresponde al termino del error.

(ii) *Especificación (2)*:

$$\ln Y_t = \beta_0 + \sum_i \beta_{i1} \ln X_{it} + \sum_{j=1}^{11} \beta_{j2} D_{jt} + \sum_{i=1}^4 \beta_{i3} D_{2jt} + \beta_4 D_{3t} + \beta_5 T_t + \varepsilon_t \quad (6.2)$$

Donde X_{it} corresponde a Tarifa, Precipitaciones, ICF, Vehículos-kilómetros, Coche-kilómetro e Ingreso per cápita. D_{1jt} corresponde a las variables dummies mensuales $j - 1$, D_{2jt} corresponde a las variables dummies semanales $i - 1$, D_{3t} corresponde a las variables dummies que representan los días feriados en el periodo t , T_t corresponde a la variable tendencia y por último, ε_t corresponde al termino del error.

Las especificaciones (1) y (2) son para cada variable dependiente (Transacciones Bus, Transacciones Metro y Viajes Bus y Metro). Por lo tanto, se estimarán para cada variable dependiente las 2 especificaciones mencionadas por MCO, luego las 2 especificaciones por VI, se corregirán las estimaciones MCO por correlación en los residuos y equivalentemente, se corregirán las estimaciones VI por correlación en los residuos, estimando finalmente 8 modelos para cada variable dependiente.

Por último, los resultados de la validez del instrumento en las variable Coche-kilómetro y Vehículos-kilómetros, muestran en ambos casos significancia estadística al 95 %, y valores del estadístico F mayores a 10, concluyendo que el instrumento es relevante.

6.1. Modelo transacciones Bus

6.1.1. Resultados

La Tabla 6.1 representa las estimaciones de los parámetros para las especificaciones 1 y 2, considerando como variable dependiente las transacciones en el modo Bus, utilizando MCO y VI. Adicionalmente, las denominaciones AR(1) corresponden a las estimaciones de los modelos utilizando el procedimiento Cochrane–Orcutt de orden uno, para corregir por correlación en los errores. Finalmente, las variables estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 % son mostradas con el símbolo “*” y con el símbolo “-” en caso contrario.

Primero, se observa que el ajuste de los modelos (R^2) utilizando la variable INGRESO o TASA DESEMPLEO es prácticamente el mismo, independientemente de la técnica utilizada en la estimación. Segundo, los resultados muestran que el ajuste de los modelos estimando con MCO es mayor al ajuste de los modelos estimando con VI en aproximadamente un 1 %. Esta última observación es de esperarse, ya que por definición el ajuste de la estimación por MCO, siempre será más grande que la estimación por VI, puesto que entre otras cosas el objetivo de la estimación por VI es obtener mejores estimaciones *ceteris paribus* de las variables independientes sobre la dependientes cuando existe un grado de correlación entre las independientes con el error, y por otra parte, la estimación por MCO tiene como objetivo minimizar la suma de los residuos cuadrados (SSR) componente principal del coeficiente R^2 (Wooldridge, 2015). Adicionalmente, la estimación utilizando VI depende de la capacidad predictiva entre la variable instrumental y la variable endógena (Cordera et al., 2015). Finalmente, el estadístico de Durbin-Watson para los modelos donde no se utiliza procedimiento Cochrane–Orcutt muestran valores en el intervalo 1,362 y 1,393, mostrando un grado de autocorrelación considerable, por el contrario, los modelos AR(1) muestran un estadístico de Durbin-Watson cercano a 2, lo que implica ausencia de autocorrelación.

El parámetro de la variable TARIFA en todos los modelos tiene el signo esperado. Particularmente, la magnitud del parámetro de la variable TARIFA en los modelos estimados utilizando la especificación número (1), posee en valor absoluto una magnitud más pequeña en comparación con los modelos utilizando la especificación número (2). Adicionalmente, las elasticidades de la TARIFA en los modelos con la especificación número (1), se encuentran entre los valores $-0,297$ y $-0,216$. En los modelos con la especificación (2), se encuentran entre los valores $-0,427$ y $-0,306$. Los parámetros son significativos con un nivel de confianza del 95 % en todos los casos exceptuando en el modelo VI/AR(1)-1. Finalmente, considerando los modelos que corrigen por correlación en los errores, la elasticidad de la tarifa tiene un valor promedio de $-0,32$ y por lo tanto, un aumento de un 1 % en la tarifa, tiene como consecuencia en promedio un cambio de un $-0,32$ % en las transacciones para el modo bus.

Los parámetros estimados de la variable ICF poseen el signo esperado en cualquier caso, y se observa el mismo comportamiento anterior, donde existe una diferencia en la magnitud de los estimadores al utilizar diferentes especificaciones. Particularmente, al utilizar la especificación número (1), las estimaciones fluctúan en el rango $0,346$ y $0,719$ y, al utilizar la especificación número (2), las estimaciones se encuentran en el intervalo $0,157$ y $0,577$. Los parámetros resultan significativos con un nivel de confianza del 95 % en cualquier caso. La especificación número (1), sin corregir por correlación en los residuos, muestra estiman-

do tanto con MCO como con VI, un valor cercano a 0,35. Análogamente, la especificación número (2), muestra un valor cercano a 0,16. Tomando en cuenta los modelos que corrigen por correlación en los residuos, la elasticidad de la variable ICF tiene en promedio un valor de 0,621 y por lo tanto, un aumento de un 1% en esta variable, trae consigo un cambio equivalente a 0,621% en las transacciones del modo bus.

Los parámetros de la variable VEH-KM, poseen de igual forma, el signo esperado en cualquier caso, y muestran significancia estadística con un nivel de confianza del 95% en todos los modelos, exceptuando en los modelos VI-2 y VI/AR(1)-2. El valor de los parámetros por una parte, estimando con MCO sin corregir por correlación en los residuos, se encuentra en el rango 0,508 y 0,673, y paralelamente, utilizando VI se encuentra en el rango 0,314 y 0,537. Los parámetros de la variable COCHE-KM, muestran significancia estadística con un nivel de confianza del 95% en todos los modelos exceptuando en VI/AR(1)-1. Se observa que los parámetros varían dependiendo de la especificación utilizada, no obstante, al corregir por correlación en los errores, los parámetros muestran un valor más estable cercano a 0,65. Considerando los modelos que corrigen por correlación en los residuos, un aumento de un 1% en la variable VEH-KM, tiene un aumento en promedio de un 0,533% en las transacciones del modo bus. De igual forma, un aumento de un 1% en la variable COCHE-KM, trae consigo en promedio un aumento de un 0,66% en las transacciones del modo bus.

La variable macroeconómica INGRESO, muestra significancia estadística con un nivel de confianza del 95% solo cuando se estima corrigiendo la correlación de los residuos o errores. Al estimar con OLS sin corregir por correlación de los residuos, el parámetro muestra un valor extremadamente bajo. Por último, la variable TASA DESEMPLEO muestra significancia estadística en todos los casos, encontrándose el valor de los parámetros en el rango 0,114 y 0,193. Tomando en cuenta los modelos que corrigen por correlación en los errores, se observa que en promedio la elasticidad de la variable INGRESO es $-0,784$, y de la variable TASA DESEMPLEO es 0,183, en consecuencia, un aumento de un 1% tiene un cambio de un $-0,784\%$ y de un 0,183% respectivamente.

Variables	MCO - 1	MCO - 2	VI - 1	VI - 2	MCO/AR(1) - 1	MCO/AR(1) - 2	VI/AR(1) - 1	VI/AR(1) - 2
(Cte.)	-0,692 (-)	0,501 (-)	1,519 (-)	7,932 (-)	-1,553 (*)	4,267 (*)	-1,112 (-)	15,543 (-)
Tarifa	-0,216 (*)	-0,342 (*)	-0,284 (*)	-0,427 (*)	-0,253 (*)	-0,306 (*)	-0,297 (-)	-0,427 (*)
Precipitaciones	-0,006 (*)	-0,006 (*)	-0,005 (*)	-0,006 (*)	-0,004 (*)	-0,004 (*)	-0,004 (*)	-0,004 (*)
ICF	0,355 (*)	0,163 (*)	0,346 (*)	0,157 (*)	0,652 (*)	0,536 (*)	0,719 (*)	0,577 (*)
VEH-KM	0,508 (*)	0,673 (*)	0,537 (*)	0,314 (-)	0,629 (*)	0,667 (*)	0,693 (*)	0,144 (-)
COACHE-KM	0,654 (*)	0,486 (*)	0,499 (*)	0,562 (*)	0,663 (*)	0,628 (*)	0,596 (-)	0,788 (*)
Ingreso	-	-0,019 (-)	-	-0,306 (-)	-	-0,524 (*)	-	-1,044 (*)
Tasa Desempleo	0,114 (*)	-	0,123 (*)	-	0,172 (*)	-	0,193 (*)	-
T	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)
Feb	-0,096 (*)	-0,09 (*)	-0,1 (*)	-0,099 (*)	-0,081 (*)	-0,074 (*)	-0,079 (*)	-0,083 (*)
Mar	0,051 (*)	0,056 (*)	0,062 (*)	0,082 (*)	0,055 (*)	0,063 (*)	0,056 (-)	0,097 (*)
Abr	0,073 (*)	0,082 (*)	0,085 (*)	0,112 (*)	0,084 (*)	0,099 (*)	0,09 (*)	0,146 (*)
May	0,079 (*)	0,088 (*)	0,091 (*)	0,118 (*)	0,076 (*)	0,091 (*)	0,078 (*)	0,131 (*)
Jun	0,048 (*)	0,055 (*)	0,062 (*)	0,087 (*)	0,053 (*)	0,063 (*)	0,058 (-)	0,109 (*)
Jul	0,025 (*)	0,031 (*)	0,037 (-)	0,058 (*)	0,035 (*)	0,044 (*)	0,038 (-)	0,082 (*)
Ago	0,079 (*)	0,085 (*)	0,09 (*)	0,112 (*)	0,083 (*)	0,091 (*)	0,086 (*)	0,129 (*)
Sep	0,06 (*)	0,066 (*)	0,072 (*)	0,091 (*)	0,068 (*)	0,075 (*)	0,072 (*)	0,111 (*)
Oct	0,107 (*)	0,11 (*)	0,119 (*)	0,138 (*)	0,116 (*)	0,121 (*)	0,119 (*)	0,161 (*)
Nov	0,114 (*)	0,112 (*)	0,127 (*)	0,141 (*)	0,124 (*)	0,123 (*)	0,131 (*)	0,166 (*)
Dic	0,077 (*)	0,073 (*)	0,09 (*)	0,103 (*)	0,096 (*)	0,092 (*)	0,101 (*)	0,134 (*)
Martes	0,002 (-)	0,002 (-)	0,002 (-)	0,002 (-)	0,001 (-)	0,001 (-)	0,001 (-)	0 (-)
Miércoles	0,004 (-)	0,004 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,005 (-)	0,005 (-)	0,005 (-)	0,003 (-)
Jueves	-0,001 (-)	-0,001 (-)	-0,002 (-)	-0,003 (-)	0,001 (-)	0,001 (-)	0,001 (-)	-0,001 (-)
Viernes	0,013 (*)	0,011 (*)	0,012 (*)	0,01 (-)	0,017 (*)	0,016 (*)	0,017 (*)	0,014 (*)
Ferriados	-0,462 (*)	-0,472 (*)	-0,488 (*)	-0,525 (*)	-0,357 (*)	-0,354 (*)	-0,325 (*)	-0,389 (*)
Obs	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301
R^2	0,939	0,939	0,919	0,92	0,946	0,946	0,918	0,919
R^2_{adj}	0,939	0,939	0,918	0,919	0,946	0,945	0,917	0,918
	1469	1463	1072	1093	1663	1660	1066	1077
$D-W$	1,37	1,377	1,595	1,621	2,11	2,112	2,046	2,038

Tabla 6.1: Resultados modelos correspondientes a transacciones totales modo Bus.

^a (*): Variable estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

^b (-): Variable no estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

Los parámetros de la variable T, correspondiente a la tendencia de la serie de tiempo, presenta el signo esperado según lo visto en el análisis exploratorio (tendencia a la baja), y presenta significancia con un nivel de confianza del 95 % en todos los modelos. Los parámetros de las variables binarias mensuales, de igual forma presentan el signo esperado en todos los modelos, siendo positivos en cualquier caso exceptuando el mes de Febrero. Por otra parte, los meses de Mayo, Abril, Octubre y Noviembre presentan significancia estadística en todos los modelos y adicionalmente, presentan las magnitudes más grandes. En las variables binarias correspondientes a los días de la semana, particularmente solo el día Viernes presenta significancia estadística al 95 %, y presenta un signo positivo. Por último, los parámetros de la variable FERIADOS presentan el signo negativo esperado, y el valor de los parámetros se encuentra en el rango $-0,525$ y $-0,325$.

6.2. Modelo transacciones Metro

6.2.1. Resultados

La Tabla 6.2 representa las estimaciones de los parámetros para las especificaciones (1) y (2), considerando como variable dependiente las transacciones en el modo Metro, estimando tanto con MCO como con VI. Adicionalmente, las denominaciones AR(1) corresponden

a las estimaciones de los modelos utilizando el procedimiento Cochrane– Orcutt de orden uno, para corregir por correlación en los errores. Finalmente, las variables estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 % son mostradas con el símbolo “*” y con el símbolo “-” en caso contrario.

VARIABLES	MCO - 1	MCO - 2	VI - 1	VI - 2	MCO/AR(1) - 1	MCO/AR(1) - 2	VI/AR(1) - 1	VI/AR(1) - 2
(Cte.)	-2,656 (*)	-3,278 (*)	-2,867 (*)	-2,268 (-)	-3,776 (*)	-1,505 (-)	-4,473 (*)	-2,584 (-)
Tarifa	-0,051 (-)	-0,179 (*)	-0,12 (-)	-0,265 (*)	-0,145 (-)	-0,217 (-)	-0,131 (-)	-0,269 (-)
Precipitaciones	-0,003 (*)	-0,003 (*)	-0,003 (*)	-0,003 (*)	-0,002 (*)	-0,002 (*)	-0,002 (*)	-0,002 (*)
ICF	0,071 (-)	-0,056 (-)	0,061 (-)	-0,073 (-)	0,257 (*)	0,186 (*)	0,15 (-)	0,038 (-)
VEH-KM	0,472 (*)	0,496 (*)	0,423 (*)	0,403 (*)	0,464 (*)	0,467 (*)	0,489 (*)	0,446 (*)
COCHE-KM	0,767 (*)	0,759 (*)	0,869 (*)	0,951 (*)	0,941 (*)	0,943 (*)	0,954 (*)	1,063 (*)
Ingreso	-	0,203 (-)	-	0,039 (-)	-	-0,148 (-)	-	-0,134 (-)
Tasa Desempleo	0,053 (*)	-	0,06 (*)	-	0,087 (*)	-	0,078 (*)	-
T	0,0001 (*)	0,0001 (*)	0,0001 (-)	0,0001 (-)	0,0001 (*)	0,0001 (-)	0,0001 (-)	0 (-)
Feb	-0,121 (*)	-0,121 (*)	-0,12 (*)	-0,121 (*)	-0,102 (*)	-0,097 (*)	-0,105 (*)	-0,1 (*)
Mar	0,065 (*)	0,076 (*)	0,063 (*)	0,073 (*)	0,064 (*)	0,073 (*)	0,065 (*)	0,073 (*)
Abr	0,114 (*)	0,126 (*)	0,113 (*)	0,126 (*)	0,121 (*)	0,133 (*)	0,118 (*)	0,13 (*)
May	0,122 (*)	0,134 (*)	0,12 (*)	0,134 (*)	0,119 (*)	0,129 (*)	0,121 (*)	0,133 (*)
Jun	0,099 (*)	0,112 (*)	0,099 (*)	0,112 (*)	0,102 (*)	0,111 (*)	0,102 (*)	0,112 (*)
Jul	0,055 (*)	0,064 (*)	0,054 (*)	0,063 (*)	0,063 (*)	0,072 (*)	0,059 (*)	0,067 (*)
Ago	0,114 (*)	0,127 (*)	0,113 (*)	0,126 (*)	0,116 (*)	0,125 (*)	0,117 (*)	0,127 (*)
Sep	0,092 (*)	0,1 (*)	0,091 (*)	0,098 (*)	0,097 (*)	0,103 (*)	0,095 (*)	0,101 (*)
Oct	0,139 (*)	0,15 (*)	0,138 (*)	0,15 (*)	0,144 (*)	0,151 (*)	0,144 (*)	0,153 (*)
Nov	0,13 (*)	0,138 (*)	0,13 (*)	0,138 (*)	0,135 (*)	0,137 (*)	0,135 (*)	0,14 (*)
Dic	0,079 (*)	0,083 (*)	0,077 (*)	0,079 (*)	0,087 (*)	0,089 (*)	0,089 (*)	0,09 (*)
Martes	0 (-)	-0,003 (-)	0 (-)	-0,003 (-)	-0,001 (-)	-0,002 (-)	-0,001 (-)	-0,002 (-)
Miércoles	0,003 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,004 (-)	0,004 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)
Jueves	0,003 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,005 (-)	0,005 (-)	0,004 (-)	0,004 (-)
Viernes	0,027 (*)	0,027 (*)	0,027 (*)	0,027 (*)	0,03 (*)	0,03 (*)	0,029 (*)	0,028 (*)
Feriatos	-0,54 (*)	-0,545 (*)	-0,476 (*)	-0,425 (*)	-0,394 (*)	-0,383 (*)	-0,393 (*)	-0,316 (*)
<i>Obs</i>	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301
<i>R</i> ²	0,939	0,939	0,919	0,92	0,946	0,946	0,918	0,919
<i>R</i> _{adj} ²	0,939	0,939	0,918	0,919	0,946	0,945	0,917	0,918
<i>F</i>	1469	1463	1072	1093	1663	1660	1066	1077
<i>D-W</i>	1,37	1,377	1,595	1,621	2,11	2,112	2,046	2,038

Tabla 6.2: Resultados modelos correspondientes a transacciones totales modo Metro.

^a (*): Variable estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

^b (-): Variable no estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

Se puede observar nuevamente que los modelos estimados utilizando MCO poseen un mayor ajuste que los modelos estimando con VI en todos los casos, a consecuencia de las razones expuestas anteriormente. Adicionalmente, se observa nuevamente que al estimar ambas especificaciones tanto con MCO como con VI, el estadístico de Durbin-Watson es menor a 2, y por lo tanto, los modelos presentan correlación en los errores. Al utilizar el procedimiento Cochrane-Orcutt, los modelos muestran un estadístico de Durbin-Watson cercano a 2, y en consecuencia, existe ausencia de correlación en los errores.

Los parámetros de la variable TARIFA poseen el signo esperado y son estadísticamente significativos al 95 % solo en 2 modelos. Particularmente se observa que la elasticidad de la TARIFA, sin corregir por correlación en los errores, en la especificación (1) tanto estimando con MCO como con VI, presenta valores de menor magnitud con respecto a la especificación número (2). No obstante, al corregir por correlación en los errores, para las estimaciones con MCO, el valor de los parámetros es más estable siendo $-0,145$ para la especificación

(1) y $-0,217$ para la especificación (2). Por otra parte, se puede observar que al estimar con VI y corregir por correlación en los errores el parámetro de la TARIFA es el doble en la especificación (2). Considerando los modelos que corrigen por autocorrelación estimando tanto con MCO y VI, para ambas especificaciones la elasticidad de la tarifa se encuentra en el rango $-0,269$ y $-0,131$, en consecuencia, un aumento del 1 % en la variable TARIFA implica un cambio en promedio en las transacciones del modo metro correspondiente a $0,191$ %.

La elasticidad de la variable PRECIPITACIONES, al igual que en los modelos para el modo bus, muestran significancia estadística con un nivel de confianza del 95 % y presenta el signo esperado en todos los modelos. Se puede observar que el valor de los parámetros es equivalente a $-0,003$ cuando no se corrige por autocorrelación en los errores, y al contrario, cuando se corrige por autocorrelación, los valores son estables para todos los modelos con un valor equivalente a $-0,002$.

La variable ICF a diferencia del modelo de buses no muestra significancia estadística con un nivel de confianza del 95 % en la mayoría de los modelos. Por otra parte, muestra un comportamiento anómalo en la especificación número 2 estimando con MCO y VI sin corregir por autocorrelación, mostrando un signo negativo. No obstante, en los modelos que se corrige por autocorrelación, el valor de los parámetros muestra el signo esperado.

Los parámetros de la variable VEH-KM, muestran el signo esperado y significancia estadística con un nivel de confianza del 95 % en todos los modelos. Se puede observar que la elasticidad de la variable en los diferentes modelos posee valores estables, fluctuando en el intervalo $0,403 - 0,489$. Luego, considerando los modelos que corrigen por correlación en los errores, un aumento del 1 % en la variable produce en promedio un cambio en las transacciones del modo Metro correspondiente al $0,489$ %.

La elasticidad de la variable COCHE-KM, muestra significancia estadística con un nivel de confianza del 95 % y el signo esperado en todos los modelos. En ambas especificaciones, sin corregir por autocorrelación en los errores la estimación por MCO muestra valores menores a la estimación por VI. Por el contrario, al corregir por autocorrelación, los valores se muestran más estables fluctuando entre $0,941$ y $1,063$. Tomando en consideración los modelos que corrigen por correlación en los residuos, (MCO/AR(1)-1, MCO/AR(1)-2, VI/AR(1)-1 y VI/AR(1)-2) al aumentar en 1 % la variable COCHE-KM, en promedio las transacciones del modo Metro cambian en un $0,98$ %.

Los parámetros de la variable INGRESO, al igual que el modelo correspondiente al modo Bus, no muestran significancia estadística en ningún modelo, más aún, en la estimación por MCO y VI sin corregir por correlación en los errores, el signo es positivo. Por el contrario, al corregir por autocorrelación en los errores el signo es negativo como es de esperarse, con un valor en el intervalo $-0,148$ y $-0,134$. El valor de los parámetros, para la variable TASA DESEMPLEO muestra significancia estadística al 95 % y signo esperado en todos los modelos. No obstante, los valores de las estimaciones sin corregir por autocorrelación son cercanos a $0,06$ y al corregir por autocorrelación son cercanos a $0,08$. Por lo tanto, un aumento del 1 % en la variable TASA DESEMPLEO tiene un impacto cercano al $0,08$ % en las transacciones del modo METRO.

Por último, la variable T correspondiente a la tendencia de la serie de tiempo, presenta el signo esperado en relación al análisis exploratorio expuesto anteriormente (tendencia al alza) y la significancia estadística al 95 % varía dependiendo de los modelos. Los parámetros de las variables dummies mensuales son principalmente positivas exceptuando el mes de FEBRERO que presenta signo negativo, adicionalmente muestran significancia estadística al 95 % en todos los modelos. Al mismo tiempo, muestran mayor magnitud en los meses de ABRIL, MAYO, AGOSTO, OCTUBRE y NOVIEMBRE, por el contrario, JUNIO, JULIO y DICIEMBRE muestran los valores más bajos. Los parámetros de las variables dummies correspondientes a los días de la semana son positivos en cualquier caso, y solo el día VIERNES presenta significancia estadística al 95 % en todos los modelos con un valor cercano a 0,028. Finalmente, la variable FERIADOS muestra el signo esperado y significancia estadística al 95 % en todos los modelos, se observa que al corregir por correlación en los errores el valor de los parámetros baja fluctuando entre $-0,39$ y $-0,31$. Un cambio en un 1 % en esta variable tiene como consecuencia un cambio promedio cercano a $-0,37$ en las transacciones del modo Metro.

6.3. Modelo Viajes Totales

6.3.1. Resultados

La Tabla 6.3 muestra las estimaciones de los parámetros para las especificaciones (1) y (2), considerando como variable dependiente los viajes totales del sistema, utilizando MCO y VI. Adicionalmente las denominaciones AR(1) corresponden a las estimaciones de los modelos utilizando el procedimiento Cochrane–Orcutt de orden uno, para corregir por correlación en los errores. Finalmente, las variables estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 % son mostradas con el símbolo “*” y con el símbolo “-” en caso contrario.

Se puede observar que, al igual que los modelos anteriores, el ajuste de los modelos estimando con MCO es mayor al ajuste estimando con VI en todos los casos, a consecuencia de las razones expuestas anteriormente. Adicionalmente se observa nuevamente que al estimar ambas especificaciones tanto con MCO como con VI, el estadístico de Durbin-Watson es menor a 2 cercano a 1,38, y por lo tanto, los modelos presentan correlación en los errores. Al utilizar el procedimiento Cochrane-Orcutt, los modelos muestran un estadístico de Durbin-Watson cercano a 2 y en consecuencia, existe ausencia de correlación en los errores.

La elasticidad de la TARIFA muestra el signo esperado y posee principalmente significancia estadística al 95 % de confianza en los modelos con la especificación número (2). Nuevamente se observa que los parámetros de los modelos con la especificación número (1) en cualquier caso poseen menor valor absoluto que los modelos con la especificación número (2) estimando tanto con MCO como con VI.

Los parámetros de la variable PRECIPITACIONES, muestran significancia estadística con un nivel de confianza del 95 % y signo esperado negativo en todos los modelos, también se observa nuevamente que al corregir por correlación en los errores, la magnitud de los parámetros es más baja con respecto a los modelos que no corrigen por correlación a los errores, cercana a $-0,003$.

Los parámetros de la variable ICF muestran el signo positivo esperado y no presenta significancia estadística en todos los modelos. Se observa que en los modelos con la especificación número (1), la magnitud de los parámetros es mayor en comparación con la especificación número (2). Finalmente, considerando los modelos que corrigen por correlación en los errores, los valores de las elasticidades se encuentran en el intervalo 0,145 y 0,39.

Variables	MCO - 1	MCO - 2	VI - 1	VI - 2	MCO/AR(1) - 1	MCO/AR(1) - 2	VI/AR(1) - 1	VI/AR(1) - 2
(Cte.)	-1,111 (-)	-1,603 (-)	-1,547 (-)	-0,018 (-)	-2,312 (*)	0,341 (-)	-3,407 (*)	0,34 (-)
Tarifa	-0,03 (-)	-0,161 (*)	-0,173 (-)	-0,296 (*)	-0,102 (-)	-0,177 (-)	-0,185 (-)	-0,306 (*)
Precipitaciones	-0,004 (*)	-0,005 (*)	-0,004 (*)	-0,004 (*)	-0,003 (*)	-0,003 (*)	-0,003 (*)	-0,003 (*)
ICF	0,167 (*)	0,043 (-)	0,148 (-)	0,017 (-)	0,39 (*)	0,295 (*)	0,292 (*)	0,145 (-)
VEH-KM	0,592 (*)	0,585 (*)	0,492 (*)	0,439 (*)	0,583 (*)	0,587 (*)	0,55 (*)	0,476 (*)
COCHE-KM	0,602 (*)	0,591 (*)	0,813 (*)	0,892 (*)	0,735 (*)	0,731 (*)	0,895 (*)	1,019 (*)
Ingreso	-	0,077 (-)	-	-0,18 (-)	-	-0,234 (-)	-	-0,378 (-)
Tasa Desempleo	0,08 (*)	-	0,094 (*)	-	0,117 (*)	-	0,119 (*)	-
T	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)	-0,0001 (-)	-0,0001 (*)	-0,0001 (*)
Feb	-0,112 (*)	-0,102 (*)	-0,111 (*)	-0,101 (*)	-0,089 (*)	-0,085 (*)	-0,088 (*)	-0,085 (*)
Mar	0,071 (*)	0,064 (*)	0,067 (*)	0,06 (*)	0,067 (*)	0,068 (*)	0,067 (*)	0,064 (*)
Abr	0,106 (*)	0,102 (*)	0,104 (*)	0,101 (*)	0,111 (*)	0,115 (*)	0,109 (*)	0,111 (*)
May	0,113 (*)	0,11 (*)	0,111 (*)	0,109 (*)	0,105 (*)	0,111 (*)	0,108 (*)	0,112 (*)
Jun	0,083 (*)	0,079 (*)	0,083 (*)	0,079 (*)	0,082 (*)	0,084 (*)	0,084 (*)	0,084 (*)
Jul	0,046 (*)	0,045 (*)	0,044 (*)	0,043 (*)	0,053 (*)	0,055 (*)	0,051 (*)	0,05 (*)
Ago	0,106 (*)	0,101 (*)	0,105 (*)	0,101 (*)	0,105 (*)	0,106 (*)	0,107 (*)	0,106 (*)
Sep	0,083 (*)	0,082 (*)	0,081 (*)	0,079 (*)	0,088 (*)	0,088 (*)	0,086 (*)	0,084 (*)
Oct	0,135 (*)	0,125 (*)	0,134 (*)	0,125 (*)	0,137 (*)	0,133 (*)	0,139 (*)	0,134 (*)
Nov	0,133 (*)	0,122 (*)	0,133 (*)	0,123 (*)	0,134 (*)	0,129 (*)	0,137 (*)	0,13 (*)
Dic	0,091 (*)	0,081 (*)	0,086 (*)	0,074 (*)	0,101 (*)	0,093 (*)	0,103 (*)	0,088 (*)
Martes	-0,002 (-)	0,001 (-)	-0,002 (-)	0,001 (-)	-0,001 (-)	0 (-)	-0,002 (-)	-0,001 (-)
Miércoles	0,004 (-)	0,004 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,005 (-)	0,004 (-)	0,004 (-)	0,003 (-)
Jueves	0,003 (-)	0,002 (-)	0,002 (-)	0,002 (-)	0,004 (-)	0,003 (-)	0,003 (-)	0,002 (-)
Viernes	0,027 (*)	0,026 (*)	0,027 (*)	0,026 (*)	0,03 (*)	0,028 (*)	0,029 (*)	0,027 (*)
Ferriados	-0,485 (*)	-0,488 (*)	-0,353 (*)	-0,3 (*)	-0,361 (*)	-0,369 (*)	-0,261 (-)	-0,193 (-)
<i>Obs</i>	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301	2301
R^2	0,928	0,927	0,912	0,913	0,934	0,946	0,913	0,913
R^2_{adj}	0,927	0,926	0,911	0,912	0,934	0,945	0,912	0,912
F	1215	1207	978,6	994,1	1350	1660	988,6	994,6
<i>Durbin-Watson</i>	1,378	1,387	1,542	1,566	2,105	2,112	2,07	2,063

Tabla 6.3: Resultados modelos correspondientes a viajes totales del sistema de transporte.

^a (*): Variable estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

^b (-): Variable no estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %.

Los parámetros de la variable VEH-KM muestran significancia estadística al 95 % de confianza y signo esperado en todos los modelos. Se puede observar que las magnitudes en todos los modelos son relativamente estables en el intervalo 0,439 y 0,592. Adicionalmente, las estimaciones con MCO corrigiendo por correlación en los errores y no corrigiendo poseen mayor magnitud que las estimaciones con VI. Finalmente, tomando en consideración los modelos AR(1), al aumentar en un 1 % la variable VEH-KM, en promedio los viajes del sistema completo cambian en aproximadamente un 0,85 %.

Las magnitudes de los parámetros de la variable COCHE-KM muestran signo esperado y significancia estadística al 95 % en cualquier caso. Como es de esperarse las estimaciones con VI muestran una magnitud mayor en comparación con las estimaciones utilizando MCO, ya que justamente la variable COCHE-KM es tratada como endógena. Comparando las especificaciones (1) y (2), los valores son más bien constantes, y considerando los modelos que

corrigen por correlación en los errores, se puede observar que las elasticidades se encuentran entre los valores 0,731 y 1,019. Siguiendo la lógica anterior, un aumento en un 1 % de la variable COCHE-KM conlleva a un cambio promedio del 0,85 % en los viajes del sistema completo.

Los parámetros de la variable INGRESO, de igual manera que los resultados anteriores no muestran significancia estadística. Adicionalmente, se observa que en la estimación por OLS sin corregir por autocorrelación, el signo es positivo y diferente a los demás modelos. Los parámetros de la TASA DESEMPLEO muestran significancia estadística al 95 % en cualquier caso, por otra parte, las magnitudes son relativamente estables cercanas a 0,10 y son mayores cuando se corrige por correlación en los errores. Por último, un cambio del 1 % en esta variable conlleva a un cambio promedio del 0,11 % en los viajes del sistema completo.

Finalmente, la variable T correspondiente a la tendencia, muestra en la mayoría de los modelos significancia estadística al 95 % y posee signo negativo. Al igual que los resultados anteriores, las variables dummies correspondientes a los meses del año presentan en todos los modelos significancia estadística al 95 % y son principalmente positivas exceptuando el mes de FEBRERO. Las magnitudes más grandes nuevamente se encuentran en los meses de ABRIL, MAYO, AGOSTO, OCTUBRE y NOVIEMBRE, por el contrario JUNIO, JULIO y DICIEMBRE muestran las magnitudes más bajas. Las variables dummies correspondientes a los días de la semana, muestran significancia estadística al 95 % solo en el día VIERNES. Por último, la variable FERIADOS, muestra significancia estadística en la mayoría de los modelos fluctuando entre los valores $-0,486$ y $-0,193$.

6.4. Análisis y validación

La Figura 6.1 representa las elasticidades de las variables utilizadas en los modelos que corrigen por correlación en los residuos, separando los resultados para Bus, Metro y Viajes totales del sistema. La denominación MCO-AR-1 corresponde a la estimación de los parámetros utilizando MCO corrigiendo por correlación en los residuos (AR) para la especificación número 1. Análogamente, VI-AR-1 corresponde a la estimación utilizando VI corrigiendo por autocorrelación para la especificación número 1 y así sucesivamente.

De la Figura 6.1, se observa que los parámetros en valor absoluto de las diferentes variables en los modelos MCO-AR-1 y MCO-AR-2 para Bus, Metro y Viajes totales son en su mayoría es relativamente constantes. Es decir, independientemente de la especificación utilizada, las estimaciones por MCO muestran valores similares. Sin embargo, cuando se observan las magnitudes de las estimaciones usando VI, se ven cambios más significativos al utilizar una especificación u otra. Los cambios más notorios cuando observamos las diferencias entre las especificaciones utilizando VI, corresponden a la variable VEH-KM e INGRESO para el modo Bus, COCHE-KM para el modo Metro y COCHE-KM para los Viajes del sistema. Justamente, la variable VEH-KM es considerada como endógena en los modelos para el modo Bus, COCHE-KM para el modo Metro y nuevamente COCHE-KM para los Viajes totales. Por otra parte, los parámetros para el modo Bus son los que muestran mayor varianza, al pasar de la especificación número (1) a la número (2) utilizando VI. Se observa que la elasticidad de la variable INGRESO pasa de aproximadamente $-0,5$ a $-1,0$ y la variable VEH-KM pierde significancia estadística al 95 % al utilizar la especificación (2), más aún, su

valor baja desde 0,75 a aproximadamente 0,144.

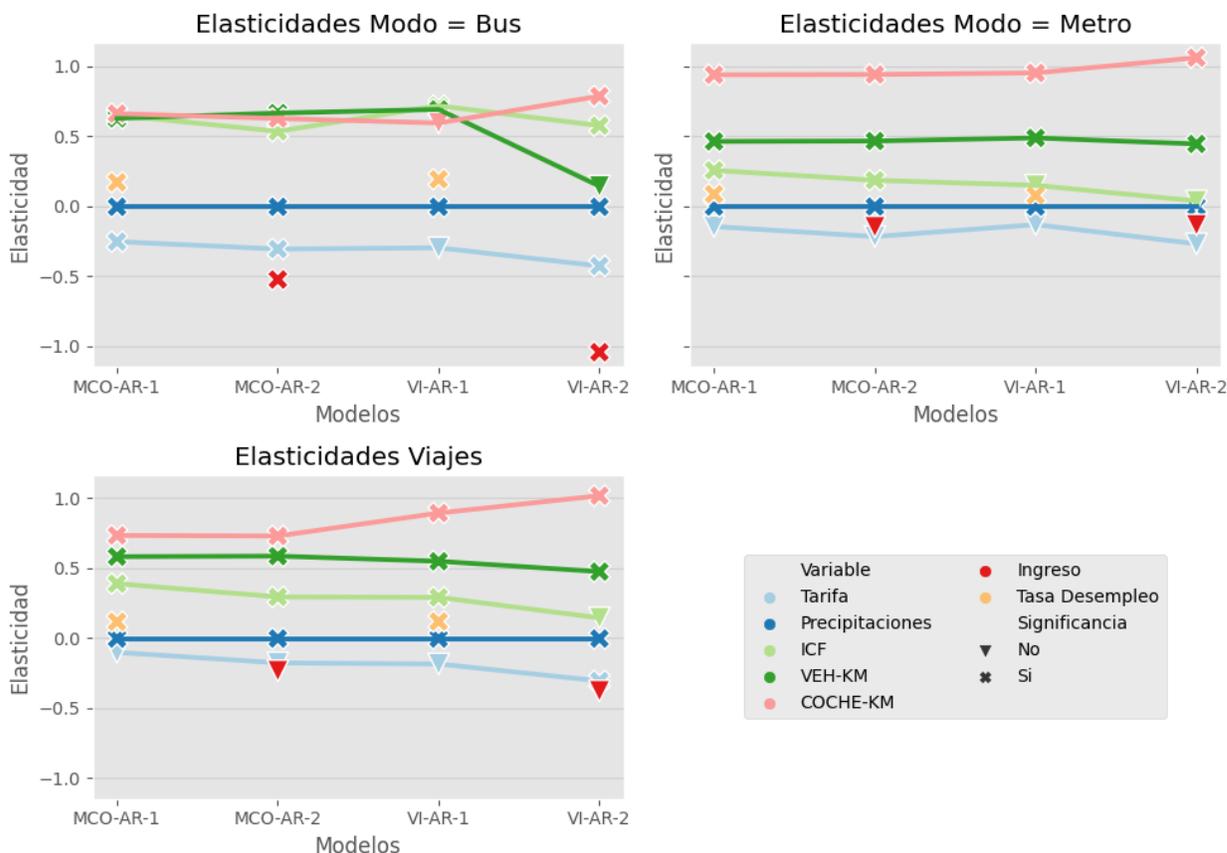


Figura 6.1: Elasticidades diferenciando por modo y modelos.

Desde el punto de vista econométrico, lo anterior se debe a dos principales razones. Primero, la relación recíproca entre la demanda del transporte público y la oferta de este mismo, conlleva a un problema de endogeneidad. La endogeneidad conlleva a estimadores poco consistentes, y por lo tanto los parámetros no tienden a su valor esperado y muestran sesgo, es por esto que se observan valores diferentes en las diferentes elasticidades de las variables cuando estimamos la especificación número (2) con MCO y VI. Particularmente, el estimador VI permite obtener estimadores consistentes pero poco eficientes (mayor varianza o intervalos de confianza mayores). Por definición, la varianza del estimador VI es mayor a la del estimador MCO. Las consecuencias de comparar estimaciones por MCO y VI, tienen como resultado justamente variaciones en la variable que se trata como endógena, y por lo tanto, no es extraño observar el comportamiento de la Figura 6.1, en donde la variable endógena cualquiera sea el caso (VEH-KM o COCHE-KM), posee un valor diferente según se utilizan los estimadores MCO y VI (Cordera et al., 2015, Greene, 2003, Wooldridge, 2015).

También, Semadeni et al. (2014) desarrolla que la endogeneidad tiene un trade-off entre errores tipo I y errores tipo II. La endogeneidad propiamente tal introduce error del tipo I y la solución a la endogeneidad (variables instrumentales) introducen error tipo II, al mismo tiempo, postula que la corrección por variable endógena aumenta las probabilidades de perder significancia estadística. Por lo tanto, desde el punto de vista econométrico, no es raro observar la pérdida de significancia en la variable endógena (VEH-KM) cuando se estima

por VI la especificación número (2) en los modelos para el modo Bus. Desde el punto de vista del transporte, sí es raro observar la pérdida de significancia en la variable VEH-KM, ya que por una parte, los modelos de Viajes y del modo correspondiente a Metro, muestran significancia en cualquier caso para las variables VEH-KM y COCHE-KM (nivel de servicio) y adicionalmente, la literatura muestra una gran correlación entre nivel de servicio y demanda (Balcombe et al., 2004). Es importante recalcar que este resultado solo ocurre para la especificación número 2. Particularmente, esto se puede deber a que los modelos con la especificación número (2) muestran un factor de inflación de la varianza (FIV) mayor a los modelos con la especificación número (1). Específicamente, los modelos con la especificación número (1) muestran $FIV < 10$ y los modelos con la especificación número (2) para el caso del modo Bus muestran $FIV > 10$. En el primer caso se puede descartar existencia de multicolinealidad y en el segundo no, incurriendo en estadísticos t y F erróneos (Wooldridge, 2015).

Las Figuras 6.2 y 6.3, representan gráficos de puntos, donde se muestra la tendencia central y el intervalo de confianza de la magnitud de las estimaciones encontradas para los modelos que corrigen por autocorrelación, desagregando por variable dependiente.

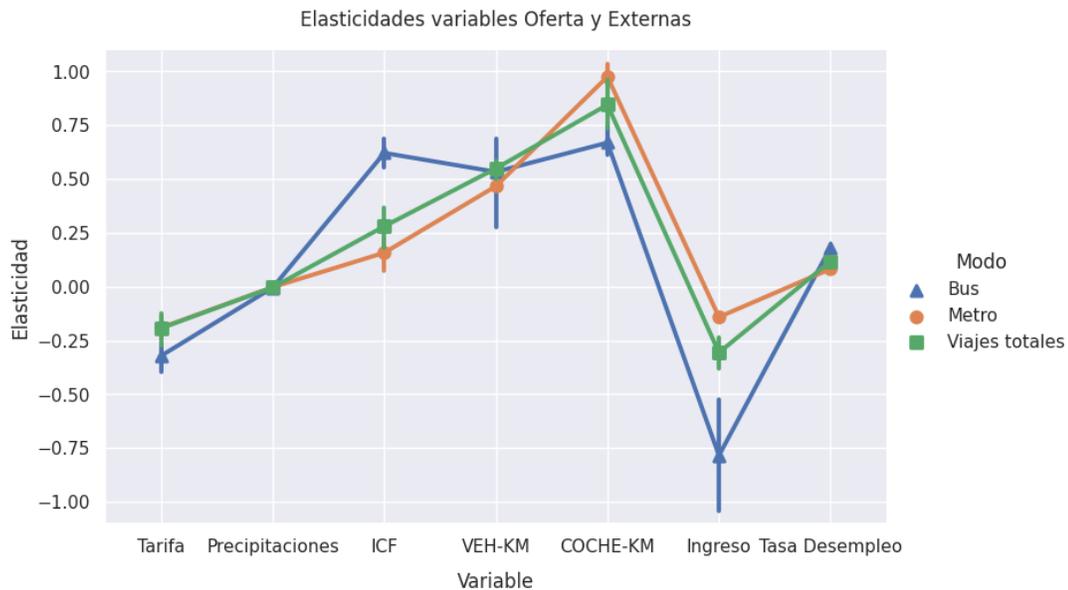


Figura 6.2: Elasticidades variables oferta y externas considerando los modelos con ajuste en la correlación de los errores.

Estudios tales como Paulley et al. (2006) para el Reino Unido, muestran elasticidades en la tarifa cercanas a $-0,36$ para Bus y $-0,37$ para Metro, en el mismo lugar, Balcombe et al. (2004) muestra un valor cercano a $-0,3$ para Metro y entre $-0,2$ y $-0,3$ para Bus. Cordera et al. (2015) para España, muestra elasticidades cercanas a $-0,2$. De Grange et al. (2013) para Chile, muestra para el modo Bus elasticidades en el intervalo $-0,354$ y $-0,309$, y por último, Toro-González et al. (2020) para Colombia, muestra valores cercanos a $-0,68$. La Figura 6.2 muestra elasticidades en la tarifa cercanas a $-0,25$ tanto para Metro como para Viajes y muestra un valor cercano a $-0,3$ para el modo Bus. En este sentido, el presente estudio muestra elasticidades de la tarifa para el Metro, un poco menores a lo encontrado en el segundo caso del Reino Unido. Para el caso del modo Bus, las elasticidades de la tarifa en-

contradas concuerdan con lo encontrado por De Grange et al. (2013) en Chile, y se acercan a lo encontrado en el Reino Unido, España y a la *regla de oro* propuesta en estudios tales como Holmgren (2007) y Goodwin (1992). Por el contrario, la elasticidad de la tarifa encontrada se aleja notoriamente del caso de Colombia. Se puede observar también, que la elasticidad de la tarifa para el modo Bus posee mayor magnitud en valor absoluto que la elasticidad para el modo Metro, esto se puede deber a que los mercados a los cuales se dirigen tanto Metro como Bus son diferentes, y por lo tanto, el usuario tiene más o menos holgura frente a un cambio en la tarifa dependiendo de sus preferencias por modo a utilizar. Por otra parte, la evasión es más alta en el modo Bus, y por lo tanto, la estimación de la elasticidad de la tarifa puede estar no considerando un porcentaje de transacciones significativo. Adicionalmente, se observa que la elasticidad de la Tarifa es mayoritariamente significativa en los modelos correspondientes al modo Bus y no para los modelos correspondientes a Metro y Viajes totales, para estos dos últimos casos, la tarifa no muestra significancia estadística en ningún modelo para el modo Metro y muestra significancia estadística solo en un modelo para el caso de los Viajes totales. Nuevamente, esto puede hacer referencia a las preferencias de los diferentes tipos de usuarios que utilizan el sistema de transporte, donde el usuario de Metro tiene un perfil de ingreso promedio mayor que el usuario que tiene preferencia por el modo Bus, y por lo tanto los usuarios que prefieren Metro pueden tener una mayor holgura económica frente a las variaciones en las tarifas. Sin embargo, la falta de significancia estadística debe interpretarse cuidadosamente, ya que puede sugerir que es necesario recopilar datos más detallados o ajustar el modelo de manera diferente para obtener una comprensión más precisa.

La elasticidad de las precipitaciones encontradas para los modelos de Bus, Metro y Viajes, concluyen que un aumento en las precipitaciones tiene un efecto negativo en la demanda del transporte público (Balcombe et al., 2004) y más aún, los valores de la elasticidad se acercan notoriamente a lo encontrado por Cavada (2014) con valores cercanos a -0.003 .

Las elasticidades de las variables correspondientes al nivel de servicio del transporte público (ICF, COCHE-KM y VEH-KM) muestran en el caso de las variables VEH-KM y COCHE-KM valores muy cercanos para los modelos correspondientes a Bus, Metro y Viajes, no así la variable ICF, donde presenta un valor mayor en los modelos correspondientes al modo Bus. Esto se debe a que la variable ICF es característica del modo Bus, y por lo tanto es esperable que tenga un efecto más grande en este modo, de igual forma, la variable tiene un efecto positivo y significativo en la mayoría de los modelos correspondientes a Metro y a Viajes totales, por las características integrales que presenta el sistema de transporte público en Santiago.

En general, la elasticidad de la variable VEH-KM tiene la misma magnitud para todos los modelos cercana a 0,5. Por el contrario, los valores de la elasticidad de la variable COCHE-KM muestran mayor magnitud en el modo Metro y son mayores con respecto a la variable VEH-KM para cualquier caso. Adicionalmente, se observa que ambas variables muestran significancia estadística para todos los modelos de Metro y Viajes totales, y solo pierden significancia estadística en un modelo del modo Bus. Estos resultados demuestran las tendencias que ha tenido el transporte público en Chile, donde particularmente en el periodo 2016-2018, el cambio porcentual en la red disponible por Metro fue de un 14% y en el mismo periodo, el cambio porcentual en la red de Bus fue solo del 4%. Adicionalmente la encuesta SECTRA (2014), muestra que el modo Metro ha tenido un aumento constante en la capa-

cidad de transporte, debido a diferentes medidas de gestión como aumentos de frecuencia y a la reducción de la oferta de buses en los ejes donde se emplaza la red de Metro. Estudios tales como Balcombe et al. (2004), Cordera et al. (2015), Paulley et al. (2006) y Holmgren (2007) muestran elasticidades para las variables VEH-KM y COCHE-KM entre los valores 0,4 y 0,81, los resultados del presente estudio muestran estar ligeramente sobre este intervalo, entre los valores 0,5 y 1,0. Dichos estudios y el presente, concluyen en que mejoras en la calidad de los servicios del transporte público, tienen un aumento positivo en la demanda, y por lo tanto permiten entre otras cosas, encaminar las directrices para los tomadores de decisiones, para mejorar e incentivar la competitividad entre los operadores de servicio, y así mejorar la calidad y eficiencia del sistema completo.

La elasticidad de la variable INGRESO, muestra mayor magnitud en valor absoluto para el modo Bus y muestra valores relativamente cercanos para los modelos de Metro y Viajes totales, con un valor cercano a $-0,25$. Adicionalmente, de la Figura 6.1 se observa que la variable INGRESO muestra significancia estadística solo en los modelos correspondientes al modo Bus, para los modelos correspondientes a Metro y Viajes no presenta significancia estadística en ningún caso. Cordera et al. (2015) muestra valores para la elasticidad del INGRESO per cápita en el intervalo $-0,50$ y $-0,22$, Toro-González et al. (2020) en Colombia encuentra valores cercanos a $-0,3$, Bresson et al. (2003) encuentra valores cercanos a $-0,67$ en Inglaterra y Paulley et al. (2006) encuentra valores en el intervalo $-0,5$ y $-1,0$. En cualquier caso, el presente estudio se acerca a lo encontrado en Colombia y España, por Toro-González et al. (2020) y Cordera et al. (2015) respectivamente. Por otra parte, las elasticidades de la variable TASA DESEMPLEO, muestran un valor muy similar para todas los modelos, con valores cercanos a 0,10. Particularmente, la elasticidad de la TASA DESEMPLEO es altamente cercana a lo encontrado por Cordera et al. (2015) en España, con valores en el intervalo 0,09 y 0,133.

El signo positivo de la elasticidad en la variable TASA DESEMPLEO, puede referir al tipo de usuario que utiliza el transporte público, donde en presencia de dificultades económicas como el desempleo, los usuarios pueden preferir buscar opciones más económicas de transporte, como el transporte público. Adicionalmente, las áreas con tasas de desempleo más altas, recurrentemente tienen mayor concentración de usuarios que dependen del transporte público. La teoría económica postula que si la demanda de un bien decrece con el aumento del ingreso, se está en presencia de un bien inferior (Holmgren, 2007). En este sentido, estudios tales como Cordera et al. (2015) en España y Toro-González et al. (2020) en Colombia, concluyen que el transporte público es un bien inferior, ya que muestra una relación negativa y positiva con el ingreso per cápita y la tasa de desempleo respectivamente. Sin bien los resultados del presente estudio muestran resultados similares al de Cordera et al. (2015), resulta apresurado concluir que el transporte público es un bien inferior en el contexto de la Región Metropolitana. Esto porque primero, la clasificación como un bien inferior depende del contexto y de las circunstancias individuales de una región. Segundo, la relación negativa entre ingreso per cápita y la demanda del transporte público encontrada, no muestra significancia estadística en la mayoría de los casos. Tercero, de acuerdo a la última encuesta Origen Destino, la cantidad de viajes realizados en el modo Bus presenta su máximo en el quintil de ingreso medio y no en el quintil de ingreso bajo (Tirachini and Proost, 2021). Del mismo modo, el porcentaje de viajes realizados en transporte público por el quintil número cuatro es ligeramente mayor al realizado por el quintil número uno (Tiznado et al., 2019). Por lo tanto,

la relación negativa entre PIB per cápita y demanda, puede verse explicada principalmente por la relación existente entre ingreso y la cantidad de automóviles en la Región Metropolitana, donde el natural aumento del ingreso trae consigo un aumento en la cantidad de viajes realizados en automóvil y una disminución en la cantidad de viajes realizados en transporte público (Balcombe et al., 2004). En la Región Metropolitana, se observa que el porcentaje de viajes realizados en automóvil aumenta con el ingreso por hogar, particularmente el quintil número uno realiza el 10 % de sus viajes en automóvil, el quintil número tres realiza el 20 % de sus viajes en automóvil y el quintil número cinco realiza el 50 % de sus viajes en automóvil (Tiznado et al., 2019).

Los valores de las variables dummies correspondientes a los meses, muestran el mismo patrón para Bus, Metro y Viajes Totales. Se puede observar a partir de la Figura 6.3, que el modo Bus posee valores menores en magnitud en comparación con Metro y Viajes Totales. Tanto Bus, Metro y Viajes Totales coinciden en que el mes con menos influencia en la demanda es el mes de Febrero, correspondiente a las vacaciones en Chile. Seguido a Febrero, se observa a Julio, el cual corresponde a un periodo de vacaciones y al periodo con mayor probabilidad de lluvia.

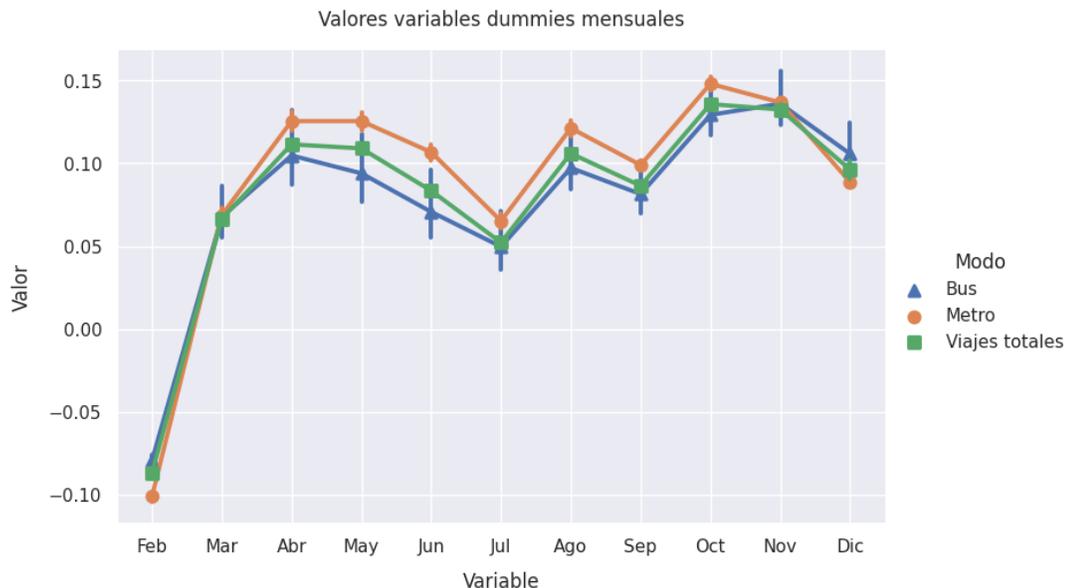


Figura 6.3: Valores variables dummies mensuales considerando los modelos con ajuste en la correlación de los errores.

Capítulo 7

Conclusiones

En el presente estudio se han estimado modelos econométricos para encontrar la influencia de diversos factores en la demanda del transporte público. Factores como tarifa, nivel de servicio, precipitaciones y variables macroeconómicas, como lo son la tasa de desempleo y el producto interno bruto (PIB) per cápita en la Región Metropolitana. Se especifican dos modelos diferentes para cada variable dependiente (transacciones buses, transacciones metro y viajes totales) en el periodo 2010-2018, considerando en una especificación la variable tasa de desempleo y en la otra la variable ingreso per cápita. Los modelos fueron estimados utilizando el estimador de *mínimos cuadrados ordinarios* (MCO) y el método de *variables instrumentales* (VI), este último para considerar el nivel de servicio como variable endógena (Holmgren, 2007). Adicionalmente, se utilizó el procedimiento descrito por *Cochrane-Orcutt*, para corregir por correlación en los errores.

Los resultados muestran que las variables correspondientes al nivel de servicio, tienen un efecto positivo en la demanda del transporte público, y muestran significancia estadística en la mayoría de los casos. Aumentos en la tarifa impactan negativamente en las transacciones del modo Bus y Metro y en la generación de viajes del sistema completo, mostrando mayoritariamente significancia estadística en los modelos correspondientes al modo Bus, evidenciando que existe una diferencia, en promedio, entre los usuarios que utilizan los diferentes modos de transporte, donde los usuarios del modo Bus se muestran más sensibles a los cambios en la tarifa, y por otro, los usuarios del modo Metro se muestran con más holgura para capturar el impacto económico que sugieren los aumentos en la tarifa.

Considerando el ingreso per cápita, las estimaciones no fueron claramente significativas en todos los modelos, aunque sí tuvieron signo negativo, implicando que existe una baja en la demanda del transporte público con un mayor PIB per cápita. Adicionalmente, los resultados muestran que bajas en los ciclos económicos pueden tener un impacto significativo en la demanda del transporte público, donde la tasa de desempleo muestra significancia estadística y signo positivo en todos los modelos, por lo que aumentos en la tasa de desempleo se correlacionan con aumentos en las transacciones y viajes realizado en el sistema de transporte público. Si bien, cierta evidencia respalda que el transporte público es un bien de carácter inferior, en el presente estudio los resultados sugieren que la relación negativa entre ingreso y demanda, resulta más bien de una captura indirecta de la relación existente entre la cantidad de automóviles en circulación y el ingreso per cápita. Por lo tanto, el sistema de transporte público no estaría siendo capaz de capturar el número de nuevos viajes generados que se dan

junto con el aumento del ingreso per cápita, porque probablemente estos viajes nuevos están relacionados con el alto uso del automóvil y con las características que poseen los quintiles de menor y mayor ingreso en función del transporte público. Esta afirmación estaría de acuerdo con resultados bien conocidos en la literatura relacionados con la fuerte relación entre la cantidad de automóviles en circulación y la demanda del transporte público.

Por otra parte, las variables de nivel de servicio correspondientes al sistema Metro, muestran mayor magnitud en comparación con las variables de nivel de servicio correspondientes al sistema Bus, evidenciando la importancia estructural que tiene el Metro en la Región Metropolitana. Los feriados muestran un impacto significativo y negativo en la demanda del transporte público, así como los meses correspondientes a las vacaciones de verano y a los meses donde existe mayor probabilidad de lluvia.

Considerando la magnitud de las elasticidades, la elasticidad de la tarifa muestra valores cercanos a $-0,30$, mostrando coherencia con los valores encontrados en estudios internacionales y regionales. Esto significa que un aumento del 1% en la tarifa, tendrá un impacto negativo equivalente al 0,3% en la demanda diaria, lo que corresponde en el corto plazo a aproximadamente 12000 viajes diarios. La magnitud de las variables de nivel de servicio se encuentra en el intervalo 0,5 y 1, por lo que un aumento del 1% implica un aumento de al menos 20000 viajes diarios en el sistema de transporte.

Los hallazgos indican que las entidades responsables del transporte público, incluyendo tanto las autoridades gubernamentales como los operadores de transporte, pueden capitalizar los niveles de servicio como un elemento clave para estimular las transacciones y viajes en el corto plazo, a través del diseño de contratos que incluyan incentivos y multas y también, a través de una fuerte fiscalización del cumplimiento de dichos contratos. Los incentivos pueden motivar a los operadores de transporte público a mejorar la calidad del servicio, a través de indicadores de calidad y umbrales de desempeño claros, manteniendo un equilibrio entre incentivos y multas, para motivar a los operadores sin imponer sanciones excesivas que puedan ser perjudiciales para la operación del sistema. Por otra parte, la fiscalización debe contemplar entre otras cosas, un monitoreo continuo, para garantizar que los operadores cumplan con los estándares de calidad, transparencia y divulgación en los resultados de los operadores de servicio, capacidad de sanción y por último, la capacidad de involucrar a los usuarios con la finalidad de obtener información valiosa sobre la calidad del servicio. La implementación de estas políticas, permitirán entre otras cosas incrementar la competencia entre los operadores del sistema y por lo tanto, se tendrá indudablemente un impacto positivo en la generación de transacciones y viajes en el sistema completo.

Las variables macroeconómicas sugieren que existe una proporción de viajes que no está capturando el sistema de transporte público, debido a los niveles de ingreso desiguales presentes en la ciudad y por el alto uso del automóvil. En este sentido, se presenta la oportunidad de aumentar la participación de mercado del transporte público, utilizando políticas que reduzcan el uso del automóvil y que acerquen el transporte público a las personas de menor ingreso. Estas políticas deben ser capaces de posicionar al transporte público como una opción más atractiva frente al automóvil. Políticas tales como la creación de vías exclusivas para buses, ayudan a reducir los tiempos de viaje y la congestión, creando una percepción positiva en los usuarios del sistema. Por otra parte, debe existir una mejora continua en los

servicios que ofrece el sistema de transporte público, invirtiendo en la cantidad y antigüedad de la flota de vehículos, expansiones en la red, mantenimiento y limpieza de los servicios complementarios y en sistemas de pago más eficientes. La planificación urbana debe estar orientada al transporte público, creando zonas urbanas con una buena accesibilidad a las estaciones de transporte público. Por último, las políticas pueden ir orientadas a sancionar económicamente el uso del automóvil en las horas de mayor congestión vehicular, con la finalidad de que los usuarios consideren al transporte público como un modo de viaje más atractivo económicamente.

El enfoque econométrico propuesto, muestra resultados que se condicen con la experiencia internacional y con los estudios presentes en la región. Sin embargo, muestra comportamientos erráticos cuando se utiliza el intervalo de tiempo correspondiente a los años 2019 - 2022, donde la varianza de los datos se ve incrementada significativamente por efecto de la pandemia COVID-19. En este sentido, las técnicas clásicas de estimación como MCO no son capaces de capturar el efecto *ceteris paribus* de las variables en periodos de alta volatilidad. Adicionalmente, los modelos propuestos muestran una gran sensibilidad a cualquier cambio realizado en las variables independientes, pudiendo incurrir fácilmente en problemas de multicolinealidad o variable omitida. Por otra parte, los modelos del presente estudio no consideran el impacto de la evasión en el sistema, siendo la evasión un factor importante a considerar, ya que representa una gran cantidad de viajes y transacciones que no se consideran con el presente enfoque. Como trabajo futuro, se proponen métodos de modelamiento más robustos que puedan manejar mejor la variabilidad y las características cambiantes del transporte público, como modelos no lineales que permitan capturar relaciones más complejas entre las variables dependientes e independientes y modelos de elección modal que permitan tener en cuenta las preferencias individuales y las características de los usuarios de manera más detallada. Adicionalmente, se proponen el uso de datos de validación, encuestas a usuarios o técnicas analíticas para estimar la evasión y su impacto en la demanda. La exploración y aplicación de estos enfoques más avanzados y métodos analíticos más complejos pueden ayudar a avanzar en la precisión y robustez de los modelos de demanda en el transporte público, contribuyendo así a una planificación y gestión más efectiva en lo sistemas de transporte.

Finalmente, es importante recalcar que el sistema de transporte público en la Región Metropolitana sigue presentando ineficiencias que no serán posibles de capturar, sin las correctas políticas acordes a los objetivos buscados en el corto y largo plazo. En este aspecto, la presente investigación busca entregar información que pueda resultar decisiva en la planificación del sistema, de manera de lograr una mejora continua que impacte positivamente en la calidad de vida de las personas en la ciudad.

Bibliografía

- R. Balcombe, R. Mackett, N. Paulley, J. Preston, J. Shires, H. Titheridge, M. Wardman, y P. White. The demand for public transport: a practical guide. 2004.
- J. R. Bence. Analysis of short time series: correcting for autocorrelation. *Ecology*, 76(2): 628–639, 1995.
- G. Bresson, J. Dargay, J.-L. Madre, y A. Pirotte. The main determinants of the demand for public transport: a comparative analysis of england and france using shrinkage estimators. *Transportation Research part A: Policy and Practice*, 37(7):605–627, 2003.
- G. Bresson, J. Dargay, J.-L. Madre, y A. Pirotte. Economic and structural determinants of the demand for public transport: an analysis on a panel of french urban areas using shrinkage estimators. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 38(4):269–285, 2004.
- A. Bull y I. Thomson. Urban traffic congestion: its economic and social causes and consequences. *Cepal review*, 2002.
- J. A. Cavada. *Formulación y Análisis de Modelos de Demanda Agregada de Validaciones y Viajes de Transantiago*, "Memoria para obtener el título de Ingeniero Civil Industrial, Universidad de Chile". 2014.
- R. Cordera, C. Canales, L. Dell'Olio, y A. Ibeas. Public transport demand elasticities during the recessionary phases of economic cycles. *Transport Policy*, 42:173–179, 2015.
- L. De Grange, F. González, J. C. Muñoz, y R. Troncoso. Aggregate estimation of the price elasticity of demand for public transport in integrated fare systems: The case of transantiago. *Transport Policy*, 29:178–185, 2013.
- DTPM. *Informe de Gestión*. 2021. URL <https://www.dtpm.cl/descargas/memoria/informe%20de%20gestion%202020.pdf>.
- P. Esling y C. Agon. Time-series data mining. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 45(1): 1–34, 2012.
- P. B. Goodwin. A review of new demand elasticities with special reference to short and long run effects of price changes. *Journal of Transport Economics and Policy*, 1992.
- D. J. Graham. Agglomeration, productivity and transport investment. *Journal of Transport Economics and Policy (JTEP)*, 41(3):317–343, 2007.
- B. Gramsch, C. A. Guevara, M. Munizaga, D. Schwartz, y A. Tirachini. The effect of dynamic lockdowns on public transport demand in times of covid-19: Evidence from smartcard data. *Transport Policy*, 126:136–150, 2022.
- W. H. Greene. *Econometric analysis*. Pearson Education India, 2003.

- P. Guarda, P. Galilea, L. Paget-Seekins, y J. de Dios Ortúzar. What is behind fare evasion in urban bus systems? an econometric approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 84:55–71, 2016.
- L. A. Guzman, S. Gomez, y C. A. Moncada. Short run fare elasticities for bogotá’s brt system: ridership responses to fare increases. *Transportation*, 47:2581–2599, 2020.
- M. G. Herrmann-Lunecke, R. Mora, y L. Sagaris. Persistence of walking in chile: lessons for urban sustainability. *Transport reviews*, 40(2):135–159, 2020.
- D. Hidalgo. Transporte sostenible para américa latina. situación actual y perspectivas. *Documento de respaldo foro de transportes sostenible FTS de América Latina*, pages 22–24, 2011.
- J. Holmgren. Meta-analysis of public transport demand. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(10):1021–1035, 2007.
- J. Holmgren. An analysis of the determinants of local public transport demand focusing the effects of income changes. *European Transport Research Review*, 5:101–107, 2013.
- INE. Viii encuesta de presupuestos familiares (epf). pages 20–30, 2018. URL [https://www.ine.gob.cl/docs/default-source/encuesta-de-presupuestos-familiares/publicaciones-y-anuarios/viii-epf---\(julio-2016---junio-2017\)/informe-de-principales-resultados-viii-epf.pdf?sfvrsn=d5bd824f_2](https://www.ine.gob.cl/docs/default-source/encuesta-de-presupuestos-familiares/publicaciones-y-anuarios/viii-epf---(julio-2016---junio-2017)/informe-de-principales-resultados-viii-epf.pdf?sfvrsn=d5bd824f_2).
- T. Litman. *Local funding options for public transportation*. Victoria Transport Policy Institute, 2013.
- G. Lyons. Getting smart about urban mobility—aligning the paradigms of smart and sustainable. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 115:4–14, 2018.
- R. Manuca y R. Savit. Stationarity and nonstationarity in time series analysis. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 99(2-3):134–161, 1996.
- MMA. *Official Environment Status Report 2011*. 2012.
- D. F. Moreno Alba, Ó. Figueroa, y C. Gurdon. Desigualdades urbanas: costos y tiempos de viaje en el área metropolitana de santiago. *Revista INVI*, 36(102):54–79, 2021.
- MTT. *Política Nacional de Transporte*. 2013a. URL <https://www.mtt.gob.cl/wp-content/uploads/2013/05/PoliticaNacionaldeTransportes-ppt.pdf>.
- MTT. Plan maestro de transporte de santiago 2025. 2013b. URL https://www.mtt.gob.cl/wp-content/uploads/2014/02/plan_maestro_2025_2.pdf.
- M. A. Munizaga y C. Palma. Estimation of a disaggregate multimodal public transport origin–destination matrix from passive smartcard data from santiago, chile. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 24:9–18, 2012.
- J. C. Muñoz y A. Gschwender. Transantiago: A tale of two cities. *Research in Transportation Economics*, 22(1):45–53, 2008.
- V. Muñoz, A. Thomas, C. Navarrete, y R. Contreras. Encuesta Origen-Destino de Santiago 2012: Resultados y validaciones. *Estudios de Transporte*, 19(1), 2015.
- T. H. Oum, W. Waters II, y J.-S. Yong. *Concepts of price elasticities of transport demand and recent empirical estimates: an interpretative survey*. University of Oxford, Transport Studies Unit, 1992.

- N. Paulley, R. Balcombe, R. Mackett, H. Titheridge, J. Preston, M. Wardman, J. Shires, y P. White. The demand for public transport: The effects of fares, quality of service, income and car ownership. *Transport Policy*, 13(4):295–306, 2006.
- M. Petit-Bois, E. K. Baek, W. Van den Noortgate, S. N. Beretvas, y J. M. Ferron. The consequences of modeling autocorrelation when synthesizing single-case studies using a three-level model. *Behavior Research Methods*, 48:803–812, 2016.
- D. C. Porter y D. N. Gujarati. Basic econometrics. *New York: McGraw-Hill Irwin*, 2009. O. Publishing. *OECD urban policy reviews, Chile 2013*. OECD Publishing, 2013.
- M. RED. Tarifas y recargas, 2023. URL <https://www.red.cl/tarifas-y-recargas/conoce-las-tarifas>.
- L. I. Rizzi y C. De La Maza. The external costs of private versus public road transport in the metropolitan area of santiago, chile. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 98:123–140, 2017.
- J.-D. Schmöcker, M. G. Bell, and W. H. Lam. Importance of public transport, 2004.
- SECTRA. *Encuesta Origen-Destino*. 2003. URL <https://www.sectra.gob.cl/biblioteca/detalle1.asp?mf=1068>.
- SECTRA. *Encuesta Origen-Destino*. 2014. URL <https://www.sectra.gob.cl/biblioteca/detalle1.asp?mf=3253>.
- M. Semadeni, M. C. Withers, y S. Trevis Certo. The perils of endogeneity and instrumental variables in strategy research: Understanding through simulations. *Strategic Management Journal*, 35(7):1070–1079, 2014.
- K. T. Subhi y A. Al Azkiya. Comparison of cochrane-orcutt and hildreth-lu methods to overcome autocorrelation in time series regression (case study of gorontalo province hdi 2010-2021). *Parameter: Journal of Statistics*, 2(2):30–36, 2022.
- A. Tirachini y S. Proost. Transport taxes and subsidies in developing countries: The effect of income inequality aversion. *Economics of Transportation*, 25:100206, 2021.
- A. Tiznado, J. C. Muñoz, V. Iglesias, y F. Giraldez. Las inequidades de la movilidad urbana. 2019. URL https://www.cedeus.cl/wp-content/uploads/2019/04/Inequidades-MovilidadUrbana_CEDEUS_2019-1.pdf.
- D. Toro-González, V. Cantillo, y V. Cantillo-García. Factors influencing demand for public transport in colombia. *Research in Transportation Business & Management*, 2020.
- J. M. Velásquez. *Análisis de factores que inciden en la demanda del sistema TransMilenio en Bogotá, Colombia*. Number 30. Universidad de los Andes, 2009.
- J. M. Wooldridge. *Introductory econometrics: A modern approach*. Cengage learning, 2015.