



**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL**



**ANÁLISIS DE CAMBIOS DE VIAJES EN EL METRO DE SANTIAGO TRAS LA
PANDEMIA DEL COVID-19 CON DATOS DE TELECOMUNICACIONES**

POR

Sofía Patricia San Martín Maureira

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para
optar al título de Ingeniera Civil

Profesor Guía
Juan Antonio Carrasco

Profesional Supervisor
Sebastián Astroza
Tomás Cox

Marzo, 2024
Concepción (Chile)

© 2024 Sofía Patricia San Martín Maureira

© 2023 Sofía Patricia San Martín Maureira

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

A mis papás, a mis hermanos, a Lisa y a Vicente, quienes han sido un apoyo constante en este camino. También a mis mejores amigos, quienes hicieron que mi paso por la universidad fuera una experiencia entrañable, y a todos los demás queridos compañeros sin quienes este logro no habría sido posible.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, gracias al equipo de Entel Digital por la colaboración para poder realizar esta memoria, gracias por toda la ayuda y los aprendizajes que adquirí en las reuniones.

Además quiero agradecer la importante labor del profesor guía de esta memoria Juan Antonio Carrasco, y a los profesores de comisión; Sebastián Astroza y Tomás Cox.

RESUMEN

La llegada de la pandemia del COVID-19 en Chile y el mundo trajo consigo múltiples cambios en los hábitos de las personas, esta investigación se centra en los cambios en la movilidad. El metro de Santiago es el eje estructurante de transporte público de la ciudad de Santiago, con la pandemia la demanda de este modo disminuyó drásticamente, y en 2022, ésta aún no volvía a la observada en 2019.

Para estudiar este fenómeno y encontrar las variables que afectaron el uso de metro se emplearon (principalmente) datos de telecomunicaciones proveídos por Entel Digital. Estos datos cuentan con información de 664555 usuarios de metro, incluyen sus características socioeconómicas, su lugar de residencia y trabajo, y el número de viajes totales y en metro realizados en días laborales en el mismo mes de 2019 y 2022. Primero se realizó un análisis descriptivo de los datos y luego se elaboró un modelo de regresión con variable dependiente la diferencia de viajes en metro entre 2022 y 2019, y un modelo de ecuaciones simultáneas para calcular la generación de viajes en metro en ambos años.

Se observó que el uso de metro se redujo para todos los usuarios pero de maneras distintas. Quienes redujeron más fuertemente su uso de metro fueron los grupos socioeconómicos AB y C1A, junto con los grupos de edad entre 25 y 44 años, además de los adultos mayores. Esto se puede relacionar a los cambios en el trabajo y el uso de otros modos de transporte. Quienes menos redujeron el uso de metro, por otra parte, fueron los menores de 25 años y el grupo de edad entre 45 y 54 años, al igual que los grupos socioeconómicos D y E. Los hombres y mujeres cambiaron su uso de metro de manera similar.

En conclusión, los resultados presentados permiten crear una idea general de los efectos de la pandemia sobre el uso de metro, además, los datos de telecomunicaciones resultaron útiles y relativamente fáciles de emplear, tienen un tiempo de procesamiento corto y son recomendables para estudios de transporte.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. Motivación.....	1
1.2. Hipótesis.....	2
1.3. Objetivos.....	3
1.3.1. Objetivo general.....	3
1.3.2. Objetivos específicos.....	3
1.4. Metodología.....	3
1.5. Estructura del informe.....	4
2. MOVILIDAD POST PANDEMIA Y DATOS DE TELECOMUNICACIONES PARA ESTUDIOS DE TRANSPORTE.....	5
2.1. Introducción.....	5
2.2. Impacto del COVID-19 sobre la movilidad.....	5
2.3. Impacto del COVID-19 sobre el transporte público.....	6
2.3.1. Síntesis de variables significativas.....	8
2.4. Métodos de recolección de datos para estudios de transporte.....	10
2.4.1. Métodos tradicionales de recolección de datos.....	10
2.4.2. Métodos automáticos de recolección de datos.....	11
2.4.3. Combinación de datos.....	13
2.5. Modelos econométricos.....	13
2.5.1. Modelo de regresión.....	13
2.5.2. Modelo de ecuaciones simultáneas.....	14
2.6. Conclusiones.....	15
3. MATERIALES Y MÉTODOS.....	16
3.1. Introducción.....	16

3.2.	Sitio de estudio y contexto del problema.....	16
3.3.	Descripción de los datos	17
3.3.1.	Método de recopilación de datos de telecomunicaciones de Entel	18
3.3.2.	Observaciones y alcances de los datos de telecomunicaciones de Entel.....	20
3.4.	Análisis de datos	20
3.4.1.	Encuesta CASEN 2017 - 2022	20
3.4.2.	Datos Entel 2019 – 2022	21
3.5.	Modelación	21
3.6.	Conclusiones.....	23
4.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	24
4.1.	Introducción.....	24
4.2.	Análisis de viajes al trabajo Encuesta CASEN 2017 - 2022	24
4.3.	Análisis de datos de teléfonos móviles.....	28
4.3.1.	Cambios de hogar y trabajo y aplicación de factor de expansión	28
4.3.2.	Análisis de viajes en metro	31
4.3.4.	Análisis de viajes totales.....	39
4.3.5.	Análisis proporción viajes metro/otro	42
4.3.6.	Análisis de distancia de viajes	45
4.4.	Modelación	47
4.4.1.	Modelo de regresión	47
4.4.2.	Modelo de ecuaciones simultáneas.....	50
4.4.3.	Relación entre ambos modelos	52
4.5.	Conclusiones.....	53
5.	Conclusiones.....	54
6.	Referencias	57
7.	Anexos.....	61

7.1. Análisis descriptivo base de datos 61

ÍNDICE TABLAS

Tabla 3-1: Viajes en metro entre 2019 y 2022 (Metro, 2020 - 2023)	17
Tabla 4-1: Análisis cambios RM 2019 - 2022	28
Tabla 4-2: Viajes totales en metro en día laboral (muestra expandida)	33
Tabla 4-3: Relación cambio de hogar – uso de metro	39
Tabla 4-4: Resumen modelo de regresión	48
Tabla 4-5: Resumen modelo de ecuaciones simultáneas 2019	50
Tabla 4-6: Resumen modelo de ecuaciones simultáneas 2022	51
Tabla 7-1: viajes totales y viajes totales en metro	61
Tabla 7-2: análisis descriptivo base de datos	61

ÍNDICE FIGURAS

Figura 3-1: Cobertura red de Metro (Metro, 2023)	17
Figura 3-2: Correlación variables	23
Figura 4-1: Partición modal RM 2017 y 2022.....	24
Figura 4-2: Partición modal de transporte público RM 2017 y 2022.....	25
Figura 4-3: Viajes al trabajo según sexo 2017 – 2022.....	25
Figura 4-4: Viajes al trabajo según decil 2017 – 2022	26
Figura 4-5: Usuarios de metro como medio principal para trasladarse al trabajo según sexo en 2017 y 2022	26
Figura 4-6: Usuarios de metro como medio principal para trasladarse al trabajo según decil en 2017 y 2022	27
Figura 4-7: Cambio en la participación en uso de automóvil particular para viajes al trabajo según decil entre 2017 y 2022	27
Figura 4-8: Histograma distancia hogar – trabajo 2019 y 2022	29
Figura 4-9: Histograma distancia hogar – estación de metro más cercana 2019 y 2022	29
Figura 4-10: Histograma distancia zona trabajo – estación de metro más cercana 2019 y 2022..	30
Figura 4-11: Rangos de viajes mensuales en metro 2019 y 2022.....	31
Figura 4-12: Promedio de viajes en metro según sexo 2019 y 2022	32
Figura 4-13: Promedio de viajes en metro según edad 2019 y 2022.....	32
Figura 4-14: Promedio de viajes en metro según edad 2019 y 2022.....	32
Figura 4-15: Diferencia porcentual de viajes en metro según sexo entre 2019 y 2022.....	34
Figura 4-16: Diferencia porcentual de viajes en metro según edad entre 2019 y 2022	34
Figura 4-17: Diferencia porcentual de viajes en metro según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022	34
Figura 4-18: Diferencia porcentual de viajes en metro según comuna hogar entre 2019 y 2022 .	35
Figura 4-19: Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según sexo entre 2019 y 2022	36
Figura 4-20: Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según edad entre 2019 y 2022	36

Figura 4-21 Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022	37
Figura 4-22: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según la distancia entre el hogar y el lugar de trabajo	37
Figura 4-23: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según distancia del hogar a la estación de metro más cercana.....	38
Figura 4-24: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según distancia del lugar de trabajo a estación de metro más cercana en 2022.....	38
Figura 4-25: Promedio de viajes totales según sexo 2019 y 2022.....	39
Figura 4-26: Promedio de viajes totales según edad 2019 y 2022	40
Figura 4-27: Promedio de viajes totales según grupo socioeconómico 2019 y 2022.....	40
Figura 4-28: Diferencia porcentual de viajes totales según sexo entre 2019 y 2022	41
Figura 4-29: Diferencia porcentual de viajes totales según edad entre 2019 y 2022	41
Figura 4-30: Diferencia porcentual de viajes totales según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022	41
Figura 4-31: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según comuna hogar entre 2019 y 2022	42
Figura 4-32: Proporción de uso de metro sobre viajes totales 2019 y 2022.....	42
Figura 4-33: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según sexo entre 2019 y 2022	43
Figura 4-34: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según edad entre 2019 y 2022	43
Figura 4-35: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022	44
Figura 4-36: Diferencia porcentual de viajes totales según comuna hogar entre 2019 y 2022	44
Figura 4-37: Promedio de distancia de viaje	45
Figura 4-38: Promedio de distancia de viaje según sexo.....	46
Figura 4-39: Promedio de distancia de viaje según tramo etario	46
Figura 4-40: Promedio de distancia de viaje según grupo socioeconómico.....	46

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Motivación

La pandemia del COVID-19 impactó a la movilidad en Chile y el mundo. Tras las medidas impuestas por los gobiernos para evitar el esparcimiento del virus, se observó un cambio en las rutinas diarias de las personas, lo que llevó a una fuerte disminución en el número de viajes totales, Manout (2023) comprobó esto para quince ciudades europeas. El transporte público fue el medio de transporte más perjudicado, las validaciones de tickets de bus y metro en 2020 en Santiago de Chile se redujeron un 84% en comparación al año anterior (MTT, 2020). La baja en el uso de transporte público se vio acompañada de un alza en el uso de medios particulares como la bicicleta y, preocupantemente, el automóvil, además de cambios en las rutinas de viajes tras el alza del teletrabajo (Manout et al, 2023). En 2023, acabada la pandemia, es posible seguir observando sus secuelas en la movilidad de las personas. En Chile el número total de viajes en transporte público disminuyó, además, disminuye la proporción de viajes al trabajo, especialmente en comunas de altos ingresos (Pezoa et al, 2023).

Los estudios relacionados al impacto de la pandemia se han desarrollado en su mayoría con información proveniente de encuestas, encuestas de preferencias declaradas y validaciones de tarjetas de transporte. Estos métodos de recolección de datos para estudios de transporte entran en la categoría de métodos tradicionales. Los métodos tradicionales tienen varias ventajas; por ejemplo, las encuestas permiten conocer las respuestas específicas que se necesitan para un estudio determinado, como el propósito de viaje, las preferencias y características sociodemográficas de los encuestados (Huang et al, 2019). Por otra parte, la obtención de datos a través de estos medios suele ser costosa y poco frecuente (Rowe et al, 2023), y si bien la información puede ser valiosa y precisa en un momento dado, es probable que expire pronto, especialmente en ciudades en constante expansión y en un mundo expuesto a eventos como desastres naturales o pandemias (Graells-Garrido et al, 2023).

Como respuesta a las falencias que podrían tener los métodos tradicionales de recopilación de datos, surgen los métodos de recolección automática de datos. Estos tienen como ventaja que no

requieren un esfuerzo por parte de los encuestados, proveen alta precisión espacial y temporal, y reducen los tiempos y costos del investigador (Huang et al, 2019). Por otra parte, estos datos pueden carecer de información como el modo de transporte, el propósito de viaje y algunas características socioeconómicas de cada usuario, aunque algunos de estos aspectos pueden ser inferidos posteriormente (Huang et al, 2019), implican de más tiempo de estudio.

El problema de estudio consiste en el caso de metro de Santiago de Chile en el contexto post pandemia. Durante la pandemia, metro sufrió cambios en el número de viajes, y el número de viajes totales aún no se recupera al máximo nivel antes de la llegada del virus en 2019. Empleando los datos de telecomunicaciones, es posible caracterizar a los usuarios que dejaron de ocupar metro de manera precisa a través de análisis descriptivos y la elaboración de modelos.

La relevancia de este estudio recae en el impacto negativo de la reducción en el uso de metro para el sistema de transporte de la región. Este se ve perjudicado por quienes cambian el metro por automóvil, pues aumenta la congestión en una ciudad que ya está altamente congestionada. El aumento en el uso de modos particulares motorizados es perjudicial para la movilidad sostenible, debido al impacto en la calidad del aire, el uso de espacio vial y el aumento en niveles de ruido (SOCHITRAN, 2013); esto va en desmedro del Objetivo de Desarrollo Sostenible 11 (Ciudades y comunidades sostenibles). Con esta investigación, metro puede tomar medidas a partir de las observaciones y modelos elaborados y generar acciones para revertir este suceso.

1.2. Hipótesis

La diferencia de viajes en metro entre 2022 y 2019 para una persona varía dependiendo de las características socioeconómicas de la personas, las actividades que realiza y las características del hogar y su trabajo; además de variables asociadas al periodo, tales como el desempleo y la tasa de motorización.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Analizar los cambios de viajes en el metro de Santiago tras la pandemia del covid-19 con datos de telecomunicaciones.

1.3.2. Objetivos específicos

Estudiar las variables que afectaron el uso de transporte público durante la pandemia.

Analizar las diferencias en flujos obtenidos con datos de telecomunicaciones entre 2019 y 2022.

Desarrollar modelos que expliquen los cambios observados.

1.4. Metodología

Los datos empleados en esta investigación son provistos por Entel Digital. Estos corresponden a una base elaborada por la empresa compuesta por datos de telecomunicaciones procesados. Se extrajo el número de viajes y viajes en metro de 664555 usuarios Entel de la Región Metropolitana en agosto y septiembre de 2019 y 2022. Además, se tienen las características socioeconómicas de cada individuo como el sexo, edad y grupo socioeconómico, junto con su zona de residencia y trabajo y un factor de expansión para calcular los viajes a nivel de región.

Se elaboró un análisis estadístico a partir de los datos iniciales para comparar los usuarios de metro antes y después de la pandemia. Luego se elaboró un modelo de regresión y un modelo de ecuaciones simultáneas para describir los cambios entre 2019 y 2022. Se analizaron los resultados de los modelos examinando los coeficientes y significancia de estos, además, se calificó la bondad de ajuste de cada modelo con el R^2 .

1.5. Estructura del informe

El capítulo 1 presentó una descripción general del problema a investigar, hipótesis, objetivos y metodología de trabajo. El capítulo 2 contiene una revisión de las principales investigaciones en torno al efecto de la pandemia en la movilidad, aparte de una revisión de los datos de telecomunicaciones aplicados al área de transporte. El capítulo 3 describe los materiales y métodos empleados para obtener los resultados. El capítulo 4 incluye los resultados del análisis de datos junto con los modelos y en el capítulo 5 se extraen las conclusiones.

2. MOVILIDAD POST PANDEMIA Y DATOS DE TELECOMUNICACIONES PARA ESTUDIOS DE TRANSPORTE

2.1. Introducción

Este capítulo presenta una revisión bibliográfica dividida en dos partes. La primera trata el efecto de la pandemia sobre la movilidad en Chile y el mundo, con énfasis en el efecto sobre el transporte público con el objetivo de encontrar variables, metodologías y conclusiones importantes para este estudio. La segunda parte se enfoca en el uso de datos de telecomunicaciones para estudios de transporte.

2.2. Impacto del COVID-19 sobre la movilidad

La pandemia del COVID-19 impactó la vida de todas las personas debido al rápido esparcimiento del virus y las fuertes medidas restrictivas que aplicaron los gobiernos para reducir este. Esto produjo un impacto en la movilidad de las ciudades, las medidas restrictivas del inicio de la pandemia obligaron a las personas a reducir el número de viajes, además de reducir su duración y distancia (de Sejournet et al, 2022). En abril de 2020, durante el peak de medidas restrictivas para resguardo de la pandemia que trajo el cierre de colegios y otras instituciones, en París y Roma, por ejemplo, la movilidad en transporte público se redujo más de un 80% (Manout et al, 2023), y los viajes en carretera se redujeron en un 55% (de Sejournet et al, 2022). Montere-i-Bort et al. (2022) señala además la reducción de la caminata, y De Haas (2020) observa la disminución en general de las actividades fuera del hogar, especialmente para adultos mayores.

Los cambios en la movilidad perduraron tras el fin de la pandemia debido a las variaciones en las costumbres de las personas y sus actividades. El número de viajes al trabajo se vio reducido con el alza del teletrabajo. En Chile, esto se observó especialmente en comunas de mayores ingresos (Pezoa et al, 2023). De Haas (2020) señala que en 2020 el trabajo desde el hogar aumentó un 44% en Países Bajos. Los propósitos de viaje mantienen la misma proporción, pero todos los grupos se vieron reducidos (Pezoa et al, 2023).

Otra arista del problema es el reemplazo de viajes en transporte público por el uso de automóvil particular. El transporte público perdió atraktividad por su uso masivo y la creencia de que los espacios reducidos aumentarían el riesgo de contagio del virus (Eisenmann et al, 2022). El estudio de Eisenmann et al (2022) describió la creciente atraktividad del auto en Alemania a través de una regresión logística usando las variables de edad, género, ubicación y características del hogar y percepción actual del auto. Los adultos mayores fueron quienes más cambiaron sus costumbres por riesgo de contagio, y los adultos jóvenes fueron quienes más extrañaron tener un auto durante la pandemia. En países como Bélgica y Alemania se observó un alza en el uso de modos particulares no motorizados como la bicicleta, lo que se dio principalmente en lugares donde la infraestructura lo facilitaba (de Sejournet et al, 2022).

Actualmente, el total de viajes por distancia se ven reducidos para todos los propósitos (Pezoa et al, 2023), pero se realizan más viajes cortos. Esto puede explicarse con el aumento del teletrabajo, ya que las personas se quedan en su hogar pero realizan viajes de menor distancia, generalmente cerca de sus hogares, con otros motivos como compras, salud y recreación (Entel Digital, 2023).

2.3. Impacto del COVID-19 sobre el transporte público

La pandemia tuvo un efecto particular sobre el transporte público, con una caída drástica en el número de viajes (Pezoa, 2023). A continuación se analizan las variables, metodologías empleadas y conclusiones de varios estudios relacionados al efecto de la pandemia sobre los distintos modos de transporte público. Estos estudios inician a comienzos de la pandemia en 2020 y continúa siendo un tema relevante de estudio actualmente.

En 2022, Downey et al estudiaron el uso de bus y tren post pandemia en Escocia. Los datos se recopilaron a través de una encuesta online que incluía como temáticas la percepción de riesgo, elección de modo, efectividad percibida de medidas anti COVID-19 y características sociodemográficas de los encuestados como edad, educación, y características del hogar. La información obtenida permitió inferir a través de un modelo Probit el uso de tren o metro después

de la pandemia. Este estudio revela un éxodo desde el transporte público a modos particulares, además de cambios en la cantidad de viajes y patrones de viajes gracias al teletrabajo.

Por otra parte, Hsieh et al en 2022 aplicaron una encuesta de preferencias declaradas en Taiwán para conocer la lealtad al metro post pandemia. Se empleó un logit mixto con los resultados, que incluía como variables el nivel de servicio percibido del metro, características del hogar, características socioeconómicas de los encuestados y hábitos de uso de metro pre COVID-19. Aquí se revela que la recuperación en el uso de metro es mayor por parte de usuarios fieles de metro pre pandemia.

En Bruselas, la investigación de Sejournet et al (2022) estudió el impacto de las medidas restrictivas del COVID-19 en la movilidad con información de Google Mobility Report a través de un análisis de regresión. Los autores concluyen que el número de viajes en auto se recuperó antes que los viajes en transporte público, y que el impacto del teletrabajo perdura después de la pandemia.

Xiao et al estudiaron en 2022 la resiliencia del metro de Salt Lake County según las características del ambiente construido, como la densidad, el número de intersecciones y el uso de suelo. Además recopilaron información socioeconómica a través de una encuesta. A través de un árbol de decisión obtuvieron que las personas de menores ingresos nunca dejaron de ocupar el transporte público, y que son las personas de mayores ingresos quienes comenzaron a teletrabajar.

Manout et al en 2023 compararon la resiliencia del transporte público durante la pandemia en quince ciudades europeas. Este estudio revela que los cambios en las rutinas de compras y recreación tuvieron un impacto importante en el uso de transporte público.

Victoriano-Habit y El-Geneidy (2024) compararon el uso pre y post pandemia del transporte público de trabajadores en Montreal a través de regresiones lineales generadas con datos de encuestas, que recopilaron información como el uso de transporte público en ambas fases, los patrones de viaje y las características del ambiente construido y de la residencia de los encuestados. Los autores concluyen que los patrones de viaje cambiaron. Para promover la recuperación del

transporte público para los trabajadores, concluyen que es necesario proveer de una buena conectividad a las zonas de trabajo.

En el caso de Chile, también se desarrollaron investigaciones relacionadas al efecto de la pandemia sobre el transporte. Gramsch et al (2022) estudió el efecto de las distintas etapas de la pandemia sobre la demanda de transporte público en Santiago. Los autores desarrollaron un análisis de regresión a partir de la información de tarjetas de transporte público (Bip!) para analizar el efecto de las cuarentenas y otras medidas relacionadas a la mitigación del COVID-19 sobre la población. Se encontró que las cuarentenas tuvieron un mayor efecto en la reducción de demanda de transporte público sobre la población mayor y los hogares de mayores ingresos.

También en Santiago, el estudio de Pezoa et al (2023) estimó el propósito de viajes en transporte público. Se analizó el número de viajes antes, durante y después de la pandemia con información de la encuesta origen destino de la región e información de tarjetas de transporte público. Se demostró que si bien la proporción de cada propósito de viaje se mantiene, el número total de viajes disminuyó. Además, en comunas de altos ingresos la proporción de viajes al trabajo es donde más disminuye, lo cual se relaciona al alza del teletrabajo en sectores de ingresos altos.

En 2020, Cancino et al. analizaron la movilidad durante la pandemia en la Región del Biobío y Ñuble con datos de teléfonos móviles. Este estudio implementó este tipo de datos de forma general para estudiar los cambios de posición según las distintas fases del COVID en Chile. La relevancia del estudio, en este caso, recae en el nuevo uso de datos de telefonía para estudios de transporte en el país, especialmente en momentos donde es difícil realizar estudios mediante datos tradicionales debido al confinamiento.

2.3.1. Síntesis de variables significativas

Para sintetizar las variables más relevantes de la bibliografía que se emplean para explicar los efectos del COVID-19 sobre la movilidad, es posible dividirlos en seis grupos: socioeconómicas,

del hogar, del trabajo, de los viajes, de la infraestructura y variables del contexto de cada periodo estudiado.

- Características sociodemográficas: sexo, edad, ingreso, empleo, motorización
- Características del hogar: ingreso, tamaño, localización, urbano/rural, cercanía a estaciones, conectividad
- Características del trabajo: remoto o presencial, localización, cercanía a estaciones, conectividad
- Características de los viajes: origen, destino, duración, distancia recorrida, costo, modo, ruta, frecuencia de viaje, motivo de viaje
- Ambiente construido e infraestructura: densidad de construcción y poblacional, cantidad de estaciones, seguridad, nivel de servicio
- Variables asociadas a cada periodo: desempleo, migración, fases COVID, cantidad de contagios COVID

De la revisión bibliográfica se pueden extraer dos grandes razones que justifican la baja de viajes totales en transporte público tras la pandemia: la disminución de la cantidad de viajes totales (en cualquier modo), y el cambio a otros modos de transporte.

La pandemia trajo cambios en las actividades recreacionales, de compras y de trabajo. Esto tuvo un impacto sobre el total de viajes en todos los modos, pero afectó en mayor medida al transporte público, especialmente en los viajes asociados al trabajo, pues previo a la pandemia estos se realizaban todos los días. Cabe mencionar que el grupo que cambió el trabajo presencial a remoto es mayoritariamente el de mayores ingresos.

Los usuarios de transporte público que cambiaron de modo de transporte principalmente lo hicieron hacia el automóvil, esto fue predominante para hombres de mayores ingresos. También aumentó la caminata como modo de transporte. En algunos países, es posible observar que también hay aumento en el uso de bicicleta, esto se asocia a una mejor infraestructura. Algunas variables que inciden sobre las variables directas son las restricciones impuestas para mitigar el COVID - 19

(afecta sobre la cantidad de viajes totales); el temor de contagio (afecta sobre modo y cantidad de viajes) y la reducción de servicio (afecta migración a otros modos).

Posterior a la pandemia, el número de viajes en transporte público aún es bajo. En algunos países se observa que quienes menos dejaron de usar el metro, o quienes volvieron más rápido a usarlo, fueron aquellos que lo usaban todos los días previo a la pandemia, la conectividad del hogar y el trabajo también son importantes al igual que la modalidad del trabajo.

Un alcance sobre la bibliografía es que ningún estudio incluye como variable los cambios de localización residencial, lo cual podría resultar relevante de estudiar.

2.4. Métodos de recolección de datos para estudios de transporte

Los modelos de transporte nacen a partir de la necesidad de estimar la demanda futura de transporte y sus impactos en los viajes (Ortúzar y Willumsen, 2008). Estos se sustentan en la información disponible o recolectada a través de diversos métodos sobre viajes, características socioeconómicas y uso de suelo de una zona determinada. Es importante que los datos empleados en estos estudios sean fidedignos y suficientes para cumplir con las necesidades de cada modelo. En esta sección se analizan los métodos de recolección de datos divididos en dos grupos: métodos tradicionales y métodos automáticos.

2.4.1. Métodos tradicionales de recolección de datos

Los métodos tradicionales de recopilación de datos para estudios de transporte consisten en encuestas de viaje (preferencias reveladas o declaradas, encuestas de diario de viajes, encuestas origen – destino metropolitanas) y conteos de tránsito. Estos métodos han servido desde hace muchos años para alimentar modelos clásicos de transporte como los de generación de viajes, distribución zonal y elección discreta (Ortuzar y Willumsen, 2008).

Este tipo de recolección de datos tiene varias ventajas, por ejemplo, las encuestas permiten conocer las respuestas específicas que se necesitan para un estudio determinado, como el propósito de viaje, las preferencias de modo y las características del encuestado y el hogar (Huang et al, 2019).

Por otra parte, la obtención de datos a través de estos medios suele ser costosa en cuanto a tiempo y dinero (Rowe et al, 2023), y si bien la información puede ser valiosa y precisa en un momento dado, es probable que esta expire pronto, especialmente en ciudades en constante expansión y en un mundo expuesto a eventos como desastres naturales o pandemias (Graells-Garrido et al, 2023).

2.4.2. Métodos automáticos de recolección de datos

Los métodos de recopilación automática de datos se caracterizan por la recolección pasiva de datos, en otras palabras, el encuestado no hace ningún esfuerzo para proveer la información. Los métodos automáticos a tratar en este caso están relacionados a teléfonos celulares, los cuales la mayoría de las personas lleva consigo todo el día. Los teléfonos celulares pueden proveer tres tipos de datos: GPS, IMU y CDR/XDR.

Aparte de los métodos asociados a teléfonos celulares podemos encontrar los datos provistos por tarjetas de transporte como modo pasivo de obtención de información. Se han realizado múltiples estudios empleando este tipo de datos, como el mencionado anteriormente por De Sejournet et al (2022). Las tarjetas de transporte son un modo confiable para identificar viajes gracias a la validación obligatoria (De Sejournet et al, 2022). Por otra parte, las tarjetas de transporte no indican (generalmente) el punto de bajada de la persona (aunque este podría ser imputado según el siguiente punto de entrada), y aparte, esta tarjeta puede cambiar de portador (Espinoza et al, 2017), por lo que resulta difícil caracterizar al usuario.

Los datos GPS (Global Positioning System) proveen datos precisos sobre la ubicación a tiempo real de los usuarios; sin embargo, no todos los usuarios activan esta función en sus teléfonos por temas de seguridad, y consumo de batería y de datos celulares. Los datos provistos por el IMU (Inertial Measurement Unit) de los celulares extraen la información de acelerómetros,

magnetómetros y giroscopios, los que generalmente son obtenidos solicitando a los usuarios que descarguen aplicaciones móviles, por lo que la escala de estas investigaciones es pequeña (Huang et al, 2019).

Esta investigación se centra más en detalle en los datos CDR y XDR (Call/Data Detail Records), también llamados datos de telecomunicaciones o datos telco. Además de no requerir un esfuerzo por parte de los encuestados, los datos de telecomunicaciones proveen alta precisión espacial y temporal, reduciendo los tiempos y costos del investigador (Huang et al, 2019). Una desventaja de estos datos es que pueden carecer de cierta información relevante para estudios de transporte, como el modo de transporte, el propósito de viaje y algunas características socioeconómicas de cada usuario. Esta problemática puede ser enfrentada con la imputación de modo y contrastando la información geográfica con bases de información socioeconómica como encuestas origen – destino (Huang et al, 2019), estos estudios posteriores implican un mayor tiempo de estudio y podrían disminuir la precisión de la información.

La recopilación de los datos de telecomunicaciones se hace a través de torres de telecomunicaciones. La unidad primaria de análisis es el evento. Un evento ocurre cada vez que se descarga información, se realiza una llamada o se utilizan los datos móviles (Graells – Garrido et al, 2018). Estas cadenas de eventos permiten generar una traza de viaje para los usuarios que van en movimiento. El método más común para inferir el viaje del usuario es la georreferenciación (Huang et al, 2019), que se realiza a través de polígonos de Voronoi. Un viaje ocurre entre dos actividades que se desarrollan en un lugar determinado, también llamadas Stays (Graells – Garrido et al, 2018), que son cruciales de identificar para inferir la localización del hogar, trabajo y otras actividades relevantes. Es necesario limpiar la traza de viaje de saltos entre torres para crear una traza realista. A partir de información adicional, como información de tarjetas de transporte público o información de uso de suelo e infraestructura, es posible inferir el modo de viaje (Graells – Garrido, 2018).

2.4.3. Combinación de datos

Es posible desprender de ambos métodos de recolección de datos que ambos sirven para propósitos comunes. Estos datos a su vez pueden complementarse, muchas veces los métodos de recolección automática de datos tiene que emplear información adicional proveniente de los métodos tradicionales. Por ejemplo, Huang et al (2019) compara quince artículos científicos sobre metodologías de extracción de datos de telecomunicaciones para estudios transporte, y diez de ellos ocupan información adicional para inferir el modo de transporte.

2.5. Modelos econométricos

En esta sección, se presentan los modelos que se emplearán posteriormente para explicar la diferencia en el uso de metro.

2.5.1. Modelo de regresión

Los modelos de regresión lineal permiten evaluar la relación entre una variable dependiente respecto de otras variables en conjunto (Baltagi, 2021). Este tipo de modelo toma la forma de la ecuación 3.1.

$$y_{it} = \alpha_o + \beta x_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3.1)$$

En este caso se tienen dos dimensiones, i : individuos y t : periodo, el error ε_{it} también tiene dos componentes, u_i corresponde a la heterogeneidad no observable de cada individuo y v_t a la de cada periodo, w_{it} corresponde a ruido blanco.

$$\varepsilon_{it} = u_i + v_t + w_{it} \quad (3.2)$$

Las variables a emplear se mencionan en el capítulo 3, estas permiten estimar la diferencia en el número de viajes realizados por el individuo en metro entre 2022 y 2019. El modelo final se define más adelante en el capítulo 4. Este modelo se desarrolla en el programa RStudio con el paquete “lmtest”. Para probar la eficiencia del modelo después se pueden analizar los productos como el test t, el R^2 , los residuales y los coeficientes de cada variable.

2.5.2. Modelo de ecuaciones simultáneas

El modelo de ecuaciones simultáneas permite comparar múltiples ecuaciones relacionadas que comparten variables a través de un sistema de ecuaciones interrelacionado, considerando la endogeneidad del modelo (Washington et al., 2011). Este modelo es aplicable cuando no todas las variables independientes de las ecuaciones son fijas; para el caso de este modelo, esto corresponde a las variables asociadas a ambos periodos.

Para este caso es necesario emplear el enfoque de “ecuaciones aparentemente no relacionadas”. Esta clase de modelo se aplica cuando existe información faltante en el modelo (ε_i) y las distintas ecuaciones no interactúan directamente entre sí, también es necesario que las respuestas de las ecuaciones sean entregadas por el mismo individuo, pues así es más probable que la información faltante sea la misma para todas las ecuaciones (Washington et al., 2011).

$$y_i = \alpha_0 + \beta x_i + \varepsilon_i \quad (3.3)$$

Se crearon dos modelos independientes de generación de viajes en 2019 y 2022 que incluyen como variables las mismas que en el modelo anterior expresadas en un formato distinto. Este modelo se desarrolla en el programa RStudio con el paquete “systemfit”.

2.6. Conclusiones

La revisión bibliográfica permitió recopilar las variables más importantes utilizadas por los investigadores al igual que los métodos y tipo de datos empleados para conocer por qué los viajes en transporte público y particularmente en metro se vieron afectados durante y después de la pandemia del COVID-19. Por otra parte, se introdujeron los datos de telecomunicaciones para uso de estudios de transporte público, y como se transforman para emplearlos en este estudio.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Introducción

Este capítulo presenta el lugar de estudio, se describen los datos empleados y su modo de extracción, y se introducen las metodologías usadas para su análisis, al igual que los modelos a emplear y las variables seleccionadas.

3.2. Sitio de estudio y contexto del problema

Santiago de Chile es la ciudad principal y capital de Chile, contiene 40 comunas en la zona urbana. La Región Metropolitana tiene 52 comunas en total; en 2022 la región alcanzó una población de 8.31 millones de habitantes (INE, 2023).

El metro de Santiago corresponde al eje estructurante del sistema de transporte público de la zona urbana de la Región Metropolitana. Su red abarca 140 kilómetros distribuidos en seis líneas, con 143 estaciones ubicadas en 23 comunas (DTP Metropolitano, 2023), tal como se aprecia en la Figura 3-1.

En septiembre de 2019, el metro recibía un promedio de 2,4 millones de pasajeros diarios en días laborales. Estas cifras son menores a las del año 2018, pues el flujo de metro del último trimestre se vio afectado por los daños en estaciones tras daños ocasionados por hechos de violencia (Metro, 2020). Tras la llegada de la pandemia del COVID-19 en marzo de 2020, la demanda de transporte público en Santiago se redujo en un 72,3% (Gramsch et al, 2022), esta se recuperó a medida que avanzaba la pandemia. En 2022 el promedio de viajes fue de 1,94 millones de viajes, un 52% más alto que 2021 (Metro, 2023), pero aún por debajo de las cifras de 2019. Los viajes anuales totales y promedio se presentan en la Tabla 3-1.

Tabla 3-1: Viajes en metro entre 2019 y 2022 (Metro, 2020 - 2023)

	2019	2020	2021	2022
Viajes totales (millones)	703,7	263,4	359,3	544,5
Promedio de viajes diarios (millones)	2,409	0,895	0,984	1,94



Figura 3-1: Cobertura red de Metro (Metro, 2023)

3.3. Descripción de los datos

Los datos empleados corresponden a datos de telecomunicaciones proveídos por Entel Digital. Estos se componen de la información de 664555 usuarios Entel, que contiene la cantidad de viajes y viajes en metro de cada uno en días laborales de los meses de agosto y septiembre de 2019 y 2022. Además se conocen las características socioeconómicas del usuario como su grupo etario,

sexo y grupo socioeconómico, junto con su zona censal de residencia y trabajo, y un factor de expansión. En el análisis posterior, solo se incluyeron los datos del mes de agosto en días laborales, debido a que este mes no contiene días feriados.

Además, se encuentra disponible una segunda base de datos de telefonía que incluye la distancia promedio de los viajes de cada persona. Esta se emplea para analizar los cambios en las distancias y número de viajes.

Adicionalmente se emplearon datos de permisos de circulación y proyecciones de población del censo 2017 del Instituto Nacional de Estadísticas (INE) para generar la tasa de motorización de cada comuna. También se ocuparon datos de la encuesta CASEN de los años 2017 y 2022 para realizar un análisis de las preferencias de los habitantes de la Región Metropolitana para movilizarse al trabajo. La encuesta de caracterización socioeconómica nacional es realizada por el Ministerio de Desarrollo Social en Chile cada dos o tres años y tiene por objetivo disponer información que permita conocer la situación de hogares y de la población en temas de pobreza, y a su vez evaluar el impacto de la política social (Observatorio Social, 2023). Se tienen las respuestas de 42601 individuos en 2017 y 38674 en 2022, dentro de estos 16565 y 15320 son trabajadores respectivamente.

3.3.1. Método de recopilación de datos de telecomunicaciones de Entel

Esta sección presenta un resumen de la metodología empleada por Entel Digital para la obtención de los datos utilizados en este estudio, esta corresponde a una sección del informe final para Metro desarrollado por Entel Digital.

1. Extracción de muestra de interacciones de usuarios ENTEL para los meses de marzo a mayo de 2023.
2. A partir de las interacciones, se hace un cálculo de los lugares de actividad (permanencias, stays o detenciones) de cada usuario en cada día. La secuencia de lugares de actividad definen el origen y destino de los viajes de los usuarios en el día.

3. Una vez teniendo la tabla con cada uno de los viajes, se procede a calcular variables físicas de los viajes (distancia, velocidad, tiempo de viaje). También se cruza con la edad, sexo y grupo socioeconómico de cada viajero.
4. El modelo de imputación de viajes como modo metro se basa en tres modelos: un modelo de asignación de viajes a una estación de entrada y una de salida, un modelo de ruteo por el interior de la red de metro, y un modelo que finalmente indica si el viaje se hizo en metro o no.
5. El modelo de asignación de estación de entrada y salida se calibra con la Encuesta Origen Destino de Metro (2019), como un modelo logit que indica la probabilidad de que un viaje con cierto origen (en el caso de estaciones de entrada) o destino (en el caso de estaciones de salida) ingrese/salga por una estación dada, en función de atributos como la distancia a la estación, y otros atributos.
6. El modelo de ruteo por la red se basa en mínimos costos, en base a información de tiempos de viaje por la red, como también un coeficiente de calce (distancia de la traza observada por telefonía respecto a la ruta más probable en metro).
7. Finalmente, para el modelo de imputación de modo metro, se estima un modelo tipo árbol de decisión en base a la encuesta Origen Destino 2012, con atributos como la distancia de origen/destino a estación más cercana, largo y tiempo de viaje, edad, coeficiente de calce, entre otros. Se tiene en consideración que la encuesta Origen Destino 2012 es antigua, y que esto solo sirve de base preliminar para ser calibrado manualmente en base al ajuste que entrega el modelo.
8. Estos tres modelos se aplican sobre todos los viajes de la muestra para obtener rutas y modo de los viajes, lo que luego se compara con los flujos de entrada observados en las estaciones de la red. Se prueban diferentes variaciones en los parámetros del árbol de decisión (calibración mediante búsqueda en grilla) y se observan las mejoras en ajuste de flujo modelado versus flujo observado
9. Si bien la muestra de usuarios de Entel es bastante representativa de la población nacional (aproximadamente un 35% del mercado de telefonía móvil), es necesario aplicar un factor según segmentos de la población, que permita que esta muestra representa el total de los viajes en los sectores de análisis. Se aplican los factores de expansión a la muestra, acorde a la población censal y la penetración de mercado de Entel (Entel Digital, 2023).

Como se mencionó antes, el producto para el caso de esta investigación es una tabla con los totales

de viajes y total de viajes en metro junto con su zona hogar y trabajo.

3.3.2. Observaciones y alcances de los datos de telecomunicaciones de Entel

Los alcances de los datos se asocian en su mayoría a la imputación de información. Algunos individuos no tienen imputada una zona hogar pues no pasaban el número suficiente de días en el mismo domicilio, también puede afectar el uso de wi-fi, pues el usuario deja de interactuar con las torres de telecomunicaciones en estos periodos. Los individuos sin zona trabajo pueden no contar con esta debido a múltiples factores, por ejemplo, a que no trabajan, trabajan desde su hogar o tienen un trabajo en movimiento, también se asume que las personas trabajan fuera de su zona de residencia. Los datos socioeconómicos son imputados por los registros de Entel y el grupo socioeconómico se asigna según las características de la zona censal. El modo metro también es imputado, por lo que podría existir error en esa asignación y afectar al total de viajes en ese modo.

Otro alcance de estos datos es que se trabaja con una sola empresa de telecomunicaciones, lo que podría sesgar la muestra, esto se corrige en parte con un factor de expansión. Finalmente, el estudio de Entel Digital sólo comprende el estudio del uso de metro y el “resto” de los viajes, por lo que no es posible estudiar por ejemplo, la variación en el uso de otros modos como automóvil.

3.4. Análisis de datos

3.4.1. Encuesta CASEN 2017 - 2022

Para este estudio resulta interesante revisar las preguntas relacionadas a los viajes con propósito laboral de las personas. Se realizó un análisis descriptivo a partir de las respuestas a las preguntas presentadas a continuación. Estas respuestas fueron cruzadas con la edad, sexo y nivel socioeconómico de cada individuo. Se ocupó como indicador socioeconómico el decil regional, pues se compara a individuos dentro de la misma región.

- En un día habitual, ¿cuánto tiempo en total tarda en llegar desde su vivienda a su lugar principal de trabajo? (Horas - minutos)
- ¿Cuántas veces a la semana realiza este viaje?
- ¿Qué medio de transporte utiliza habitualmente para realizar este viaje?
 - ¿Qué tipo de transporte público?
 - ¿Qué tipo de transporte particular?

3.4.2. Datos Entel 2019 – 2022

Es posible desprender de la bibliografía revisada que existen dos motivos principales que pueden explicar la baja de flujos de metro: la disminución de los viajes totales, en cualquier modo de transporte y la disminución del porcentaje de viajes realizados en metro del total de viajes. En términos de transporte, ambos componentes se asocian respectivamente a la decisión de viajar (generación de viajes) y al atractivo de usar el metro como modo de viaje (partición modal).

$$\Delta \text{Viajes metro} = \Delta \text{Viajes totales} * \Delta \% \text{viajes en metro/total} \quad (3.1)$$

El análisis descriptivo se divide en el análisis de estos tres componentes. Se analizan los promedios de viajes y se generan cruces entre los viajes y las características socioeconómicas para describir los cambios en el uso de metro y los viajes en general. Además se relaciona la ubicación del hogar y el lugar de trabajo con el uso de metro.

3.5. Modelación

Se emplean los dos modelos mencionados en el capítulo 2, un modelo de regresión lineal y un modelo de ecuaciones simultáneas. El modelo de regresión lineal toma como variable dependiente la diferencia de viajes en metro entre 2022 y 2019. De esta manera, es posible evaluar qué variables fueron las que más se vieron afectadas entre ambos periodos. Por otra parte, el modelo de ecuaciones simultáneas contiene dos ecuaciones, una para la generación de viajes en metro en 2019

y otra para 2022. Este tipo de modelo permite relacionar ambas ecuaciones mediante la heterogeneidad no observada de ambos periodos. Es posible emplear este modelo porque ambas ecuaciones contienen las mismas variables explicativas.

Es beneficioso estimar ambos modelos pues explican ámbitos distintos. Por una parte, es importante conocer la generación de viajes, representada por el modelo de ecuaciones simultáneas, para conocer quiénes son los que más y menos ocupan el metro en ambos periodos, pero lo más relevante para este caso es conocer cómo se distribuyen los cambios, que es entregada por el modelo de regresión.

En base a la literatura y la disponibilidad de información se seleccionaron las siguientes variables para explicar el cambio en los viajes en metro. Para el modelo de regresión se trabajan las variables como se indican a continuación, para el modelo de ecuaciones simultáneas no se ocupan diferencias.

- Diferencia tasa motorización
- Diferencia viajes totales (o viajes en no metro)
- Distancia y diferencia distancia hogar – trabajo (km)
- Distancia y diferencia distancia hogar – estación de metro más cercana (km)
- Distancia y diferencia distancia trabajo – estación más cercana (km)
- Usuario frecuente 2019 (si/no)
- Sexo, edad, grupo socioeconómico (si/no pertenece a determinado grupo)

La Figura 3-2 muestra la correlación entre las variables empleadas en ambos modelos. Es posible ver las correlaciones más fuertes entre los grupos de variables socioeconómicas, lo cual hace sentido. También existe correlación entre el uso de metro y los viajes en otro modo, además de la correlación del uso de metro con el uso frecuente de metro. El resto de las correlaciones no son significativas.

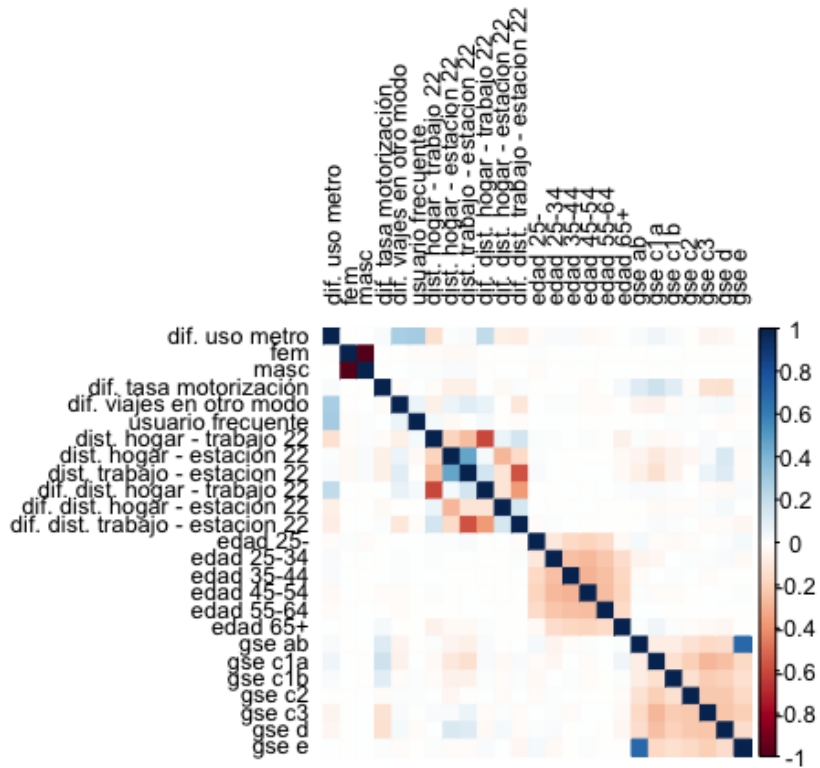


Figura 3-2: Correlación variables

Para evaluar los modelos se analizan en el siguiente capítulo los coeficientes de cada variable al igual que su significancia.

3.6. Conclusiones

Este capítulo presentó a Metro de Santiago como eje de transporte público de la ciudad, además del contexto de la baja de flujos. Se describió la naturaleza de los datos para realizar el análisis junto con las variables a emplear en los modelos, y también se describieron las razones para aplicar el modelo de regresión y el de ecuaciones simultáneas. Se concluye que existe la información necesaria para realizar el análisis de la variación de viajes en metro y la generación de los modelos, y que si bien estos datos pueden tener sesgos, permiten generar un análisis con resultados fidedignos. Los modelos de regresión y de ecuaciones simultáneas resultan pertinentes para el estudio pues permiten conocer el comportamiento de los usuarios de metro en ambos periodos al igual que el efecto de los cambios en el comportamiento y quiénes fueron los que cambiaron.

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1. Introducción

Este capítulo muestra los resultados de los análisis descritos en el capítulo anterior. En primer lugar se entregan los resultados de análisis de la encuesta CASEN y luego el análisis de los datos de telecomunicaciones junto con los modelos elaborados a partir de estos.

4.2. Análisis de viajes al trabajo Encuesta CASEN 2017 - 2022

En primer lugar, se comparó la partición modal y la partición de transporte público de viajes al trabajo en la Región Metropolitana entre los años 2017 y 2020. Los resultados se presentan en la Figura 4-1, donde se observa cómo la partición modal del transporte público disminuye desde un 53% en 2017 a 48% en 2022 y el uso de vehículos motorizados particulares aumenta en una proporción similar. En cuanto al uso de transporte público, según los resultados de la encuesta CASEN, el modo que se vio más afectado fue el bus interurbano. En el caso del metro, éste tuvo un alza de 31% a 37%. Para el total de viajes al trabajo, en 2017 un 16,43% de éstos se realizaban en metro; en 2022, la proporción subió a 17,76%.

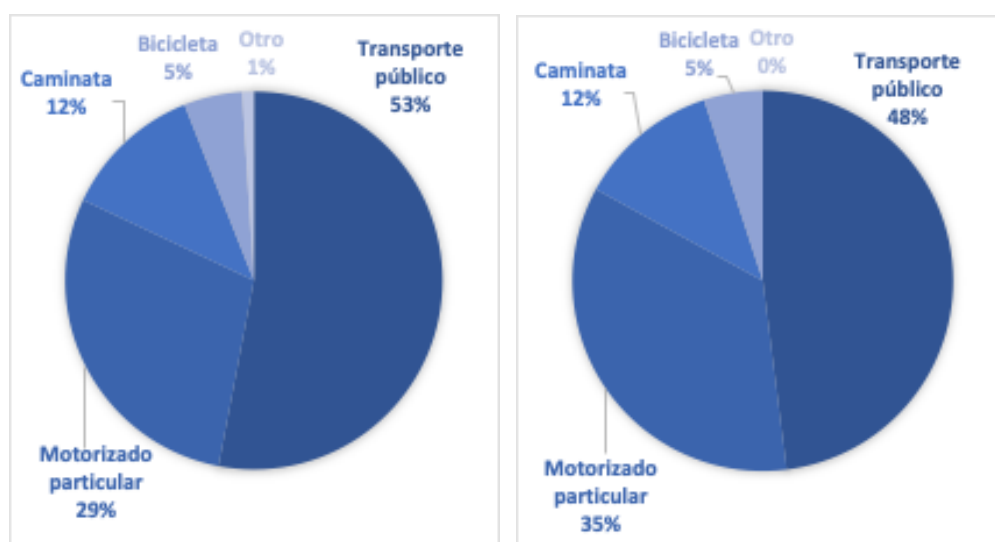


Figura 4-1: Partición modal RM 2017 y 2022

Se analizó la recurrencia de viajes al trabajo de los trabajadores de la Región Metropolitana. Como se muestra en la Figura 4-2, la proporción de trabajadores que no realiza un viaje asociado al trabajo aumenta de 11% en 2017 a un 17% en 2022, probablemente por la incidencia del teletrabajo. A su vez, el porcentaje de trabajadores que viaja de lunes a viernes al trabajo disminuye de 76% a 66%. Esto se traduce como una menor cantidad de viajes totales. También aumenta la proporción de trabajadores que visitan su lugar de trabajo algunos días de la semana.

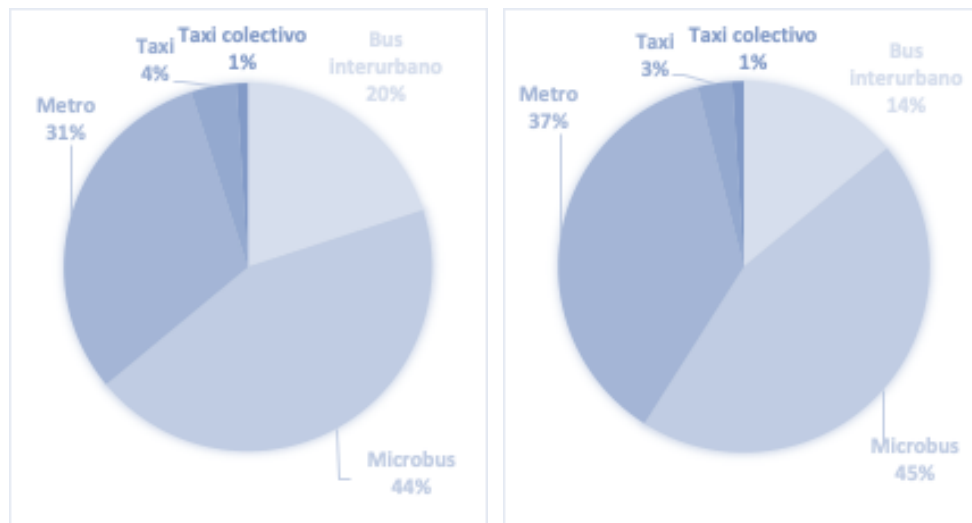


Figura 4-2: Partición modal de transporte público RM 2017 y 2022

Las Figuras 4-3 y 4-4 presentan los viajes al trabajo por sexo y decil regional.

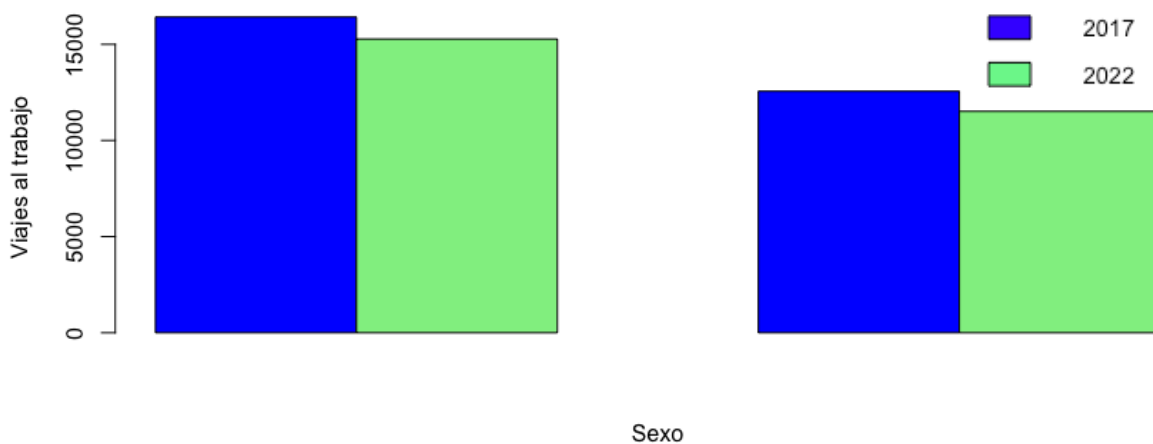


Figura 4-3: Viajes al trabajo según sexo 2017 – 2022

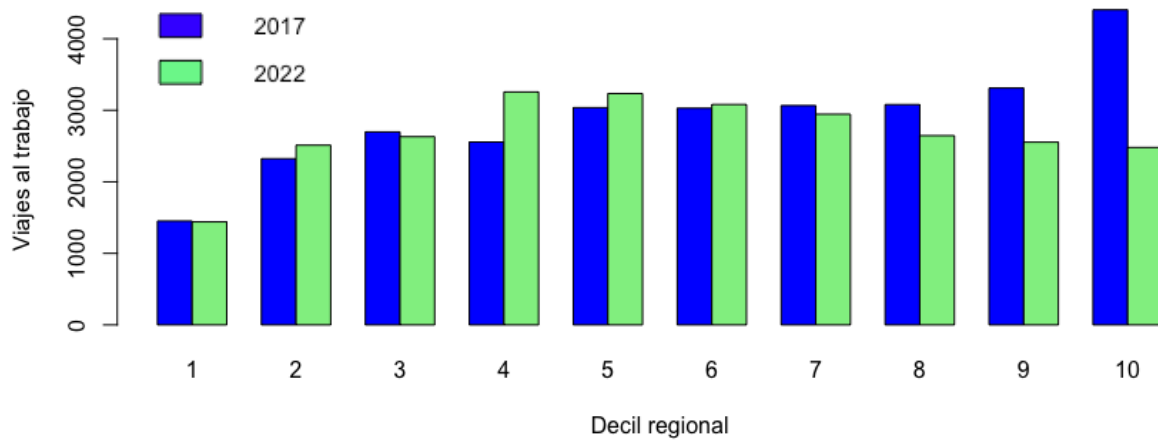


Figura 4-4: Viajes al trabajo según decil 2017 – 2022

Si bien es sabido que los viajes totales aumentaron entre ambos periodos, no se observa lo mismo para los viajes al trabajo. Tanto para hombres y mujeres existe una disminución de proporción similar. Cabe destacar que la participación en viajes al trabajo de los hombres es mayor a la de las mujeres. En el gráfico de viajes por decil, se observa que los grupos socioeconómicos más altos disminuyen fuertemente sus viajes al trabajo, lo que podría relacionarse al aumento del teletrabajo.

Las Figuras 4-5 y 4-6 presentan los viajes realizados en metro al trabajo en 2017 y 2022 según sexo y decil regional.

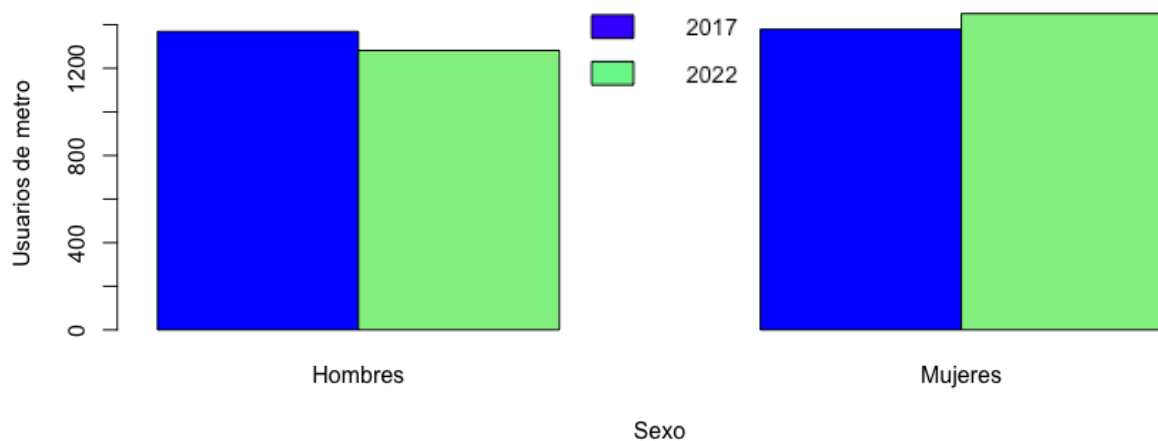


Figura 4-5: Usuarios de metro como medio principal para trasladarse al trabajo según sexo en 2017 y 2022

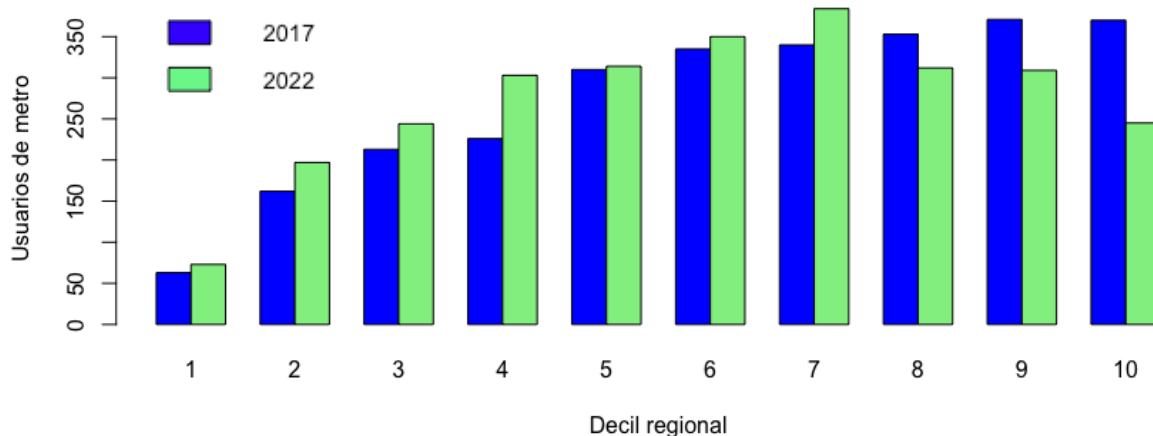


Figura 4-6: Usuarios de metro como medio principal para trasladarse al trabajo según decil en 2017 y 2022

La tendencia en el cambio de los viajes en metro al trabajo varía para todos los grupos. Las mujeres aumentaron levemente el uso de metro, mientras que los hombres lo disminuyeron. Para la distribución por decil, la tendencia es bien marcada; los tres últimos deciles presentan bajas en el uso de metro, mientras que todos los demás aumentan su uso. Esta observación se repite en la literatura.

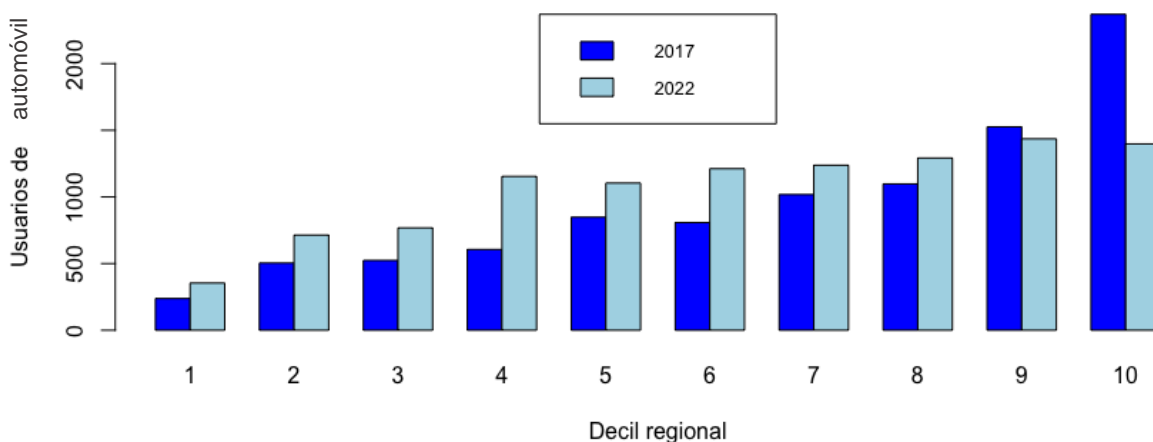


Figura 4-7: Cambio en la participación en uso de automóvil particular para viajes al trabajo según decil entre 2017 y 2022

Finalmente, en la Figura 4-7 se muestra la variación en el uso de automóvil por decil para viajes al trabajo sobre el total de viajes al trabajo, se observa que este aumentó especialmente para los estratos socioeconómicos intermedios y bajos.

4.3. Análisis de datos de teléfonos móviles

4.3.1. Cambios de hogar y trabajo y aplicación de factor de expansión

Con la muestra inicial de 664555 individuos se analizaron los cambios de hogar y trabajo. Posteriormente, la tabla se filtró para quienes habitan en la Región Metropolitana en 2019 y 2022, de manera que esta sea uniforme para ambos periodos. Se analizaron los viajes en metro, los usuarios frecuentes de metro, los viajes totales y la proporción de viajes en metro del total de viajes.

Para el cálculo de viajes totales se amplió la base a 7047448 en 2019 y 7143170 en 2022 para asimilar la muestra a la población total de la Región Metropolitana, esto se hizo a través de un factor de expansión único para cada individuo.

La Tabla 4-1 muestra los cambios que se dieron en la región en el periodo entre 2019 y 2022, incluyendo los cambios de hogar y trabajo dentro y fuera de la región, junto con el impacto en la cercanía a estaciones de metro. Los porcentajes son en referencia al total de individuos (664555).

Tabla 4-1: Análisis cambios RM 2019 - 2022

	2019	2022	%
Cuentan con zona trabajo	408.272	546.762	
Cuentan con zona trabajo en 2019 y no en 2022		55.890	8,4
Mismo hogar en RM		593.967	89,3
Mismo trabajo en RM		387.380	58,3
Se cambiaron de hogar dentro de la RM		65.126	9,8
Se cambiaron de hogar fuera de la RM		5.713	0,8
Se cambiaron a un hogar más cerca del metro		20.376	3,1
Se cambiaron a un hogar más lejos del metro		44.749	6,7

Es posible notar que la mayoría de los habitantes de la región se mantiene en su misma zona de residencia (89,3%), y la mayoría de los cambios se realizan dentro de la misma región. Del grupo de personas que se cambió de hogar dentro de la Región Metropolitana, un 68% está más lejos de una estación de metro que en su hogar anterior. Esto puede deberse a que, tras la pandemia, estas

personas decidieron moverse a un lugar más alejado de la ciudad cuando el trabajo se volvió remoto.

Las Figuras 4-8, 4-9 y 4-10 muestran la distribución de los rangos de distancia entre hogar y trabajo, hogar y su estación de metro más cercana y lugar de trabajo y su estación de metro más cercana; respectivamente.

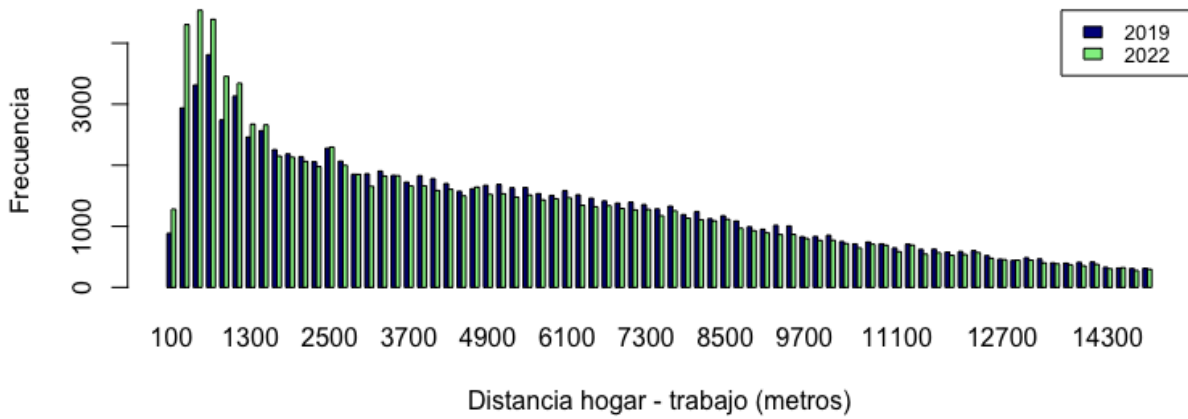


Figura 4-8: Histograma distancia hogar – trabajo 2019 y 2022

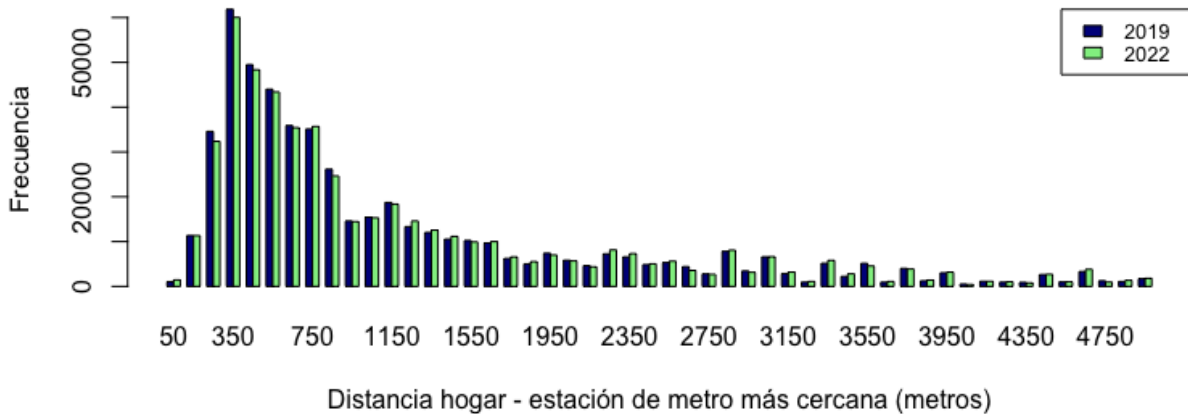


Figura 4-9: Histograma distancia hogar – estación de metro más cercana 2019 y 2022

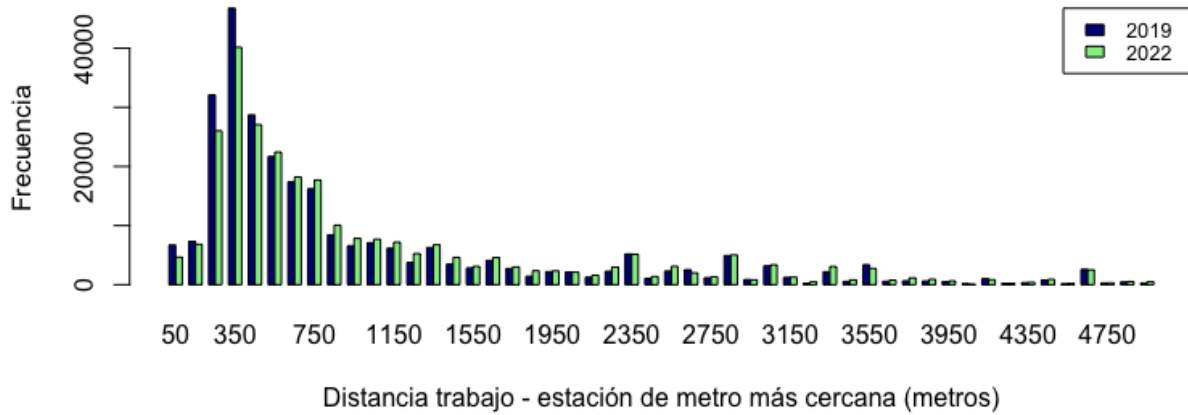


Figura 4-10: Histograma distancia zona trabajo – estación de metro más cercana 2019 y 2022

La distribución de distancias es más o menos la misma para la distancia hogar – estación en ambos periodos, se observa que los cambios son leves, existe un pequeño porcentaje que se alejó del metro, la moda se encuentra cerca de los 400 metros.

Para analizar las distancias relacionadas al trabajo, se filtró la muestra para quienes cuentan con zona trabajo en ambos periodos. En cuanto a las distancias hogar - trabajo, se observa que existe un aumento en las distancias más cortas, la mayoría de las personas trabajan a aproximadamente un kilómetro de su hogar, pero la distribución de distancias es amplia. Las distancias trabajo – estación en cambio, aumentan en 2022; las distancias más cortas disminuyen y las distancias más largas aumentan. Esto se puede explicar en parte debido al aumento en el uso del automóvil como modo para llegar al trabajo.

Es importante notar que, para el caso de la distancia hogar – trabajo, no se contabilizan quienes viven y trabajan en la misma zona, pues no se podría distinguir entre quienes trabajan en la misma zona, en su propio hogar o no trabajan, pero permanecen todo el día en el hogar.

4.3.2. Análisis de viajes en metro

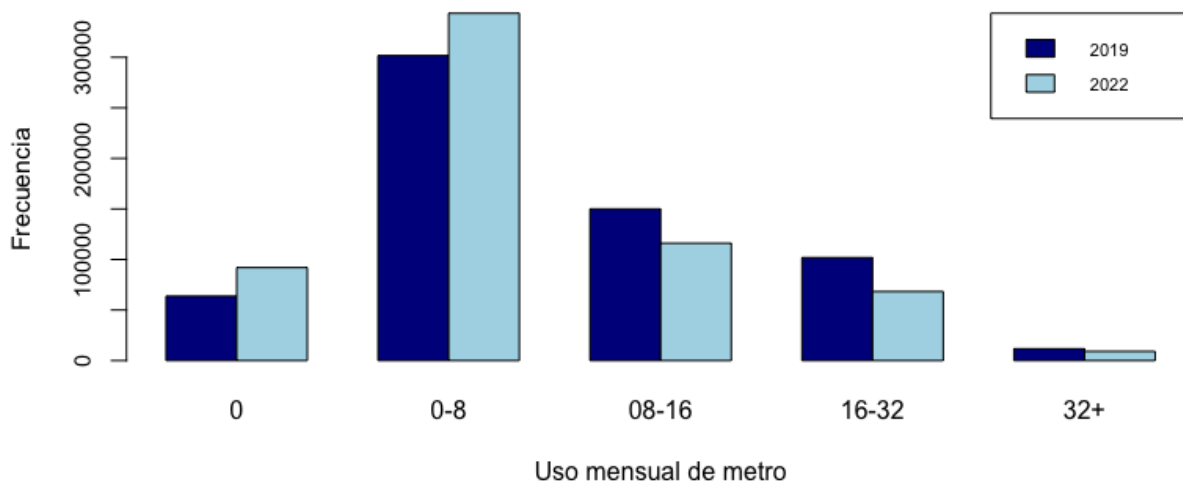


Figura 4-11: Rangos de viajes mensuales en metro 2019 y 2022

Se crearon cinco rangos de número de viajes en metro al mes en días laborales, basándose a un estudio de Espinoza (2017), la distribución de estos rangos se presenta en la Figura 4-11. Los usuarios que se muestran en la última categoría (32+), realizan más de treinta y dos viajes en metro en un mes, es decir lo ocupan casi todos los días, este tipo de usuario recibe el nombre de “usuario frecuente”. Se observa cómo entre ambos periodos los últimos rangos disminuyen su frecuencia, mientras que los primeros rangos incrementan en número. Esto indica que las personas en general han reducido su número de viajes mensuales en metro.

Las Figuras 4-12, 4-13 y 4-14 presentan la variación del promedio de viajes mensuales por individuo según sexo, edad y grupo socioeconómico. En 2019 el promedio general fue de 9,03 viajes, este en 2022 se redujo a 7,13. El promedio de viajes se reduce para todos los grupos, lo cual es esperable dado que el total de viajes en metro cae. Los grupos que ya tenían un promedio bajo de viajes, como por ejemplo el grupo socioeconómico AB y los mayores de 65 años, redujeron aún más el promedio a la mitad. El resto de los grupos redujo su promedio de viajes en una menor proporción.

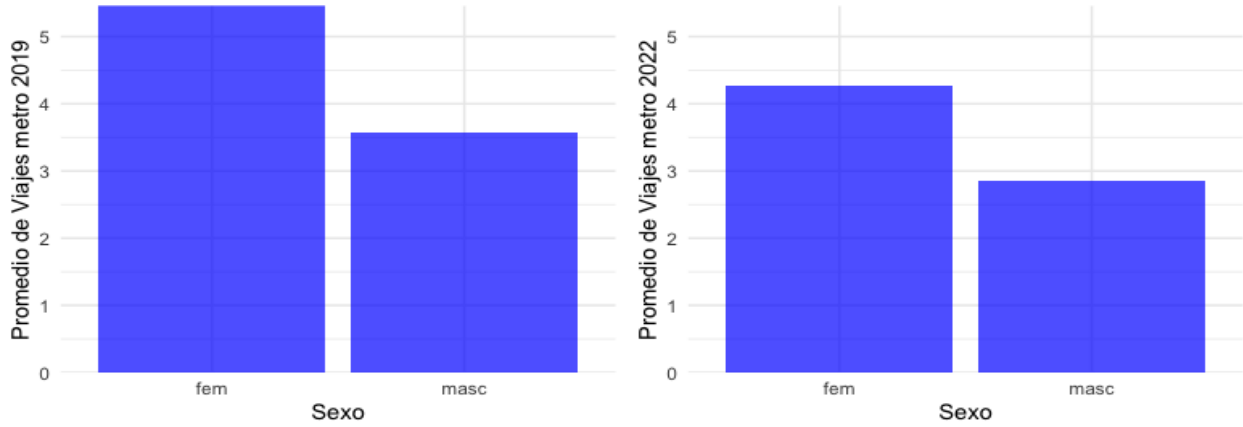


Figura 4-12: Promedio de viajes en metro según sexo 2019 y 2022

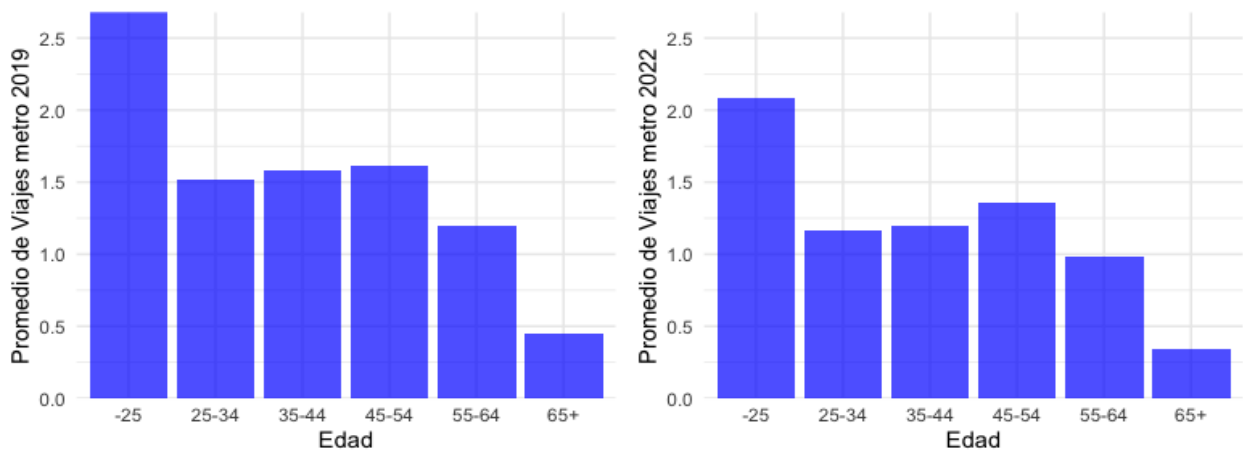


Figura 4-13: Promedio de viajes en metro según edad 2019 y 2022

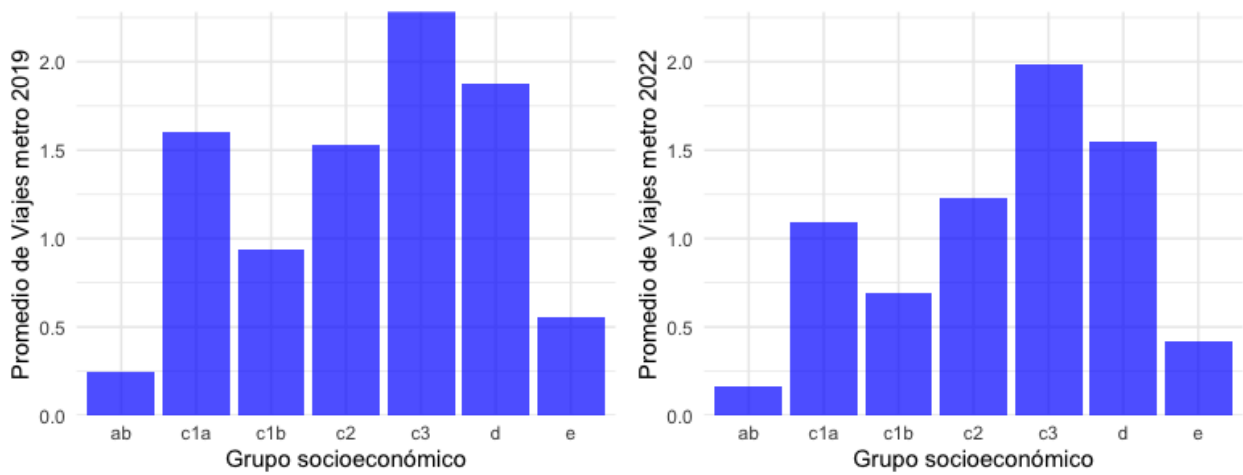


Figura 4-14: Promedio de viajes en metro según edad 2019 y 2022

La Tabla 4-2 presenta los viajes totales en metro en días laborales del mes de agosto para la Región Metropolitana en ambos periodos. El mes de agosto en 2019 contó con 22 días hábiles y 23 en 2022.

Tabla 4-2: Viajes totales en metro en día laboral (muestra expandida)

	2019	2022
1 día	2.744.147	2.125.602
Mes	60.371.245	48.888.846

Los registros de los informes de metro adjuntos en la Tabla 3-1 muestran promedios de viajes mensuales similares a los presentados en la Tabla 4-2, la predicción con los datos de telefonía de ambos años es levemente superior. Esto puede deberse a que agosto es un mes “normal” de trabajo sin feriados ni vacaciones, por lo que es uno de los meses del año con más viajes.

Las Figuras 4-15, 4-16 y 4-17 muestran la diferencia porcentual de viajes en metro según sexo, edad y grupo socioeconómico. Según la Figuras 4-15, hombres y mujeres redujeron su uso de metro en casi la misma proporción de 25%. Para el resto de los grupos la variación presenta mayor variabilidad. A partir de lo observado en la Figura 4-16, es esperable que los adultos mayores redujeran su uso de metro en una magnitud más alta debido a los riesgos de contagio durante la pandemia, por otra parte, los adultos entre 25 y 44 años redujeron su uso de metro en la misma proporción. Esto puede deberse a que ese grupo, según la bibliografía, fue el que más cambio su modo principal de transporte al automóvil. En cuanto a los grupos socioeconómicos, según la Figura 4-17, los grupos más altos fueron quienes más redujeron el uso de metro.

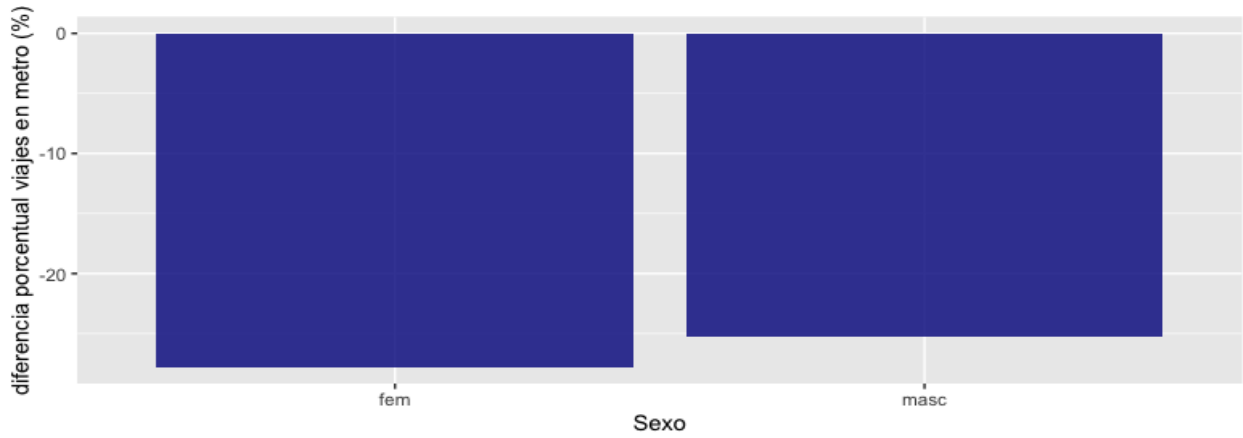


Figura 4-15: Diferencia porcentual de viajes en metro según sexo entre 2019 y 2022

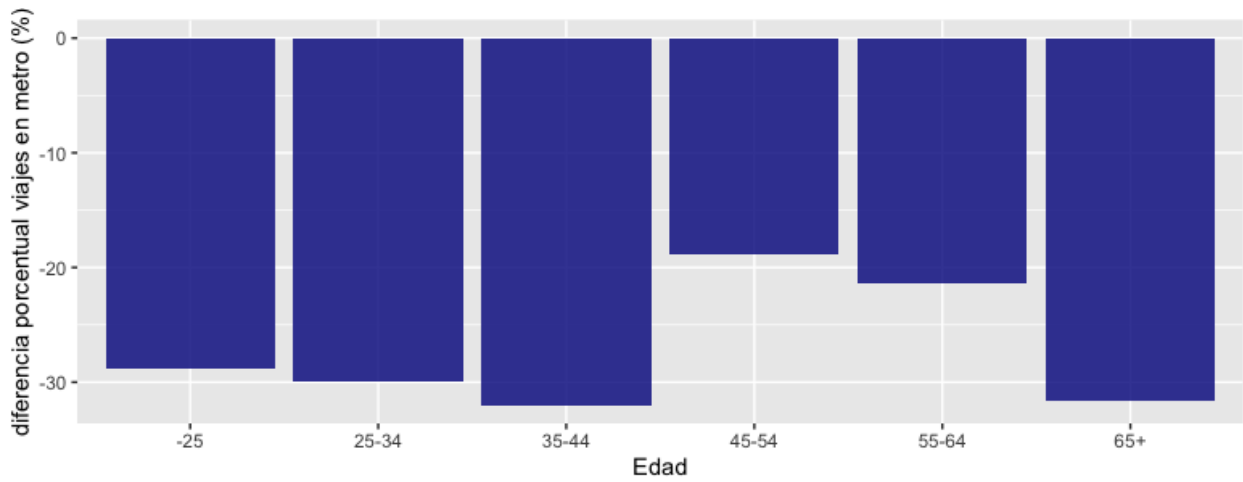


Figura 4-16: Diferencia porcentual de viajes en metro según edad entre 2019 y 2022

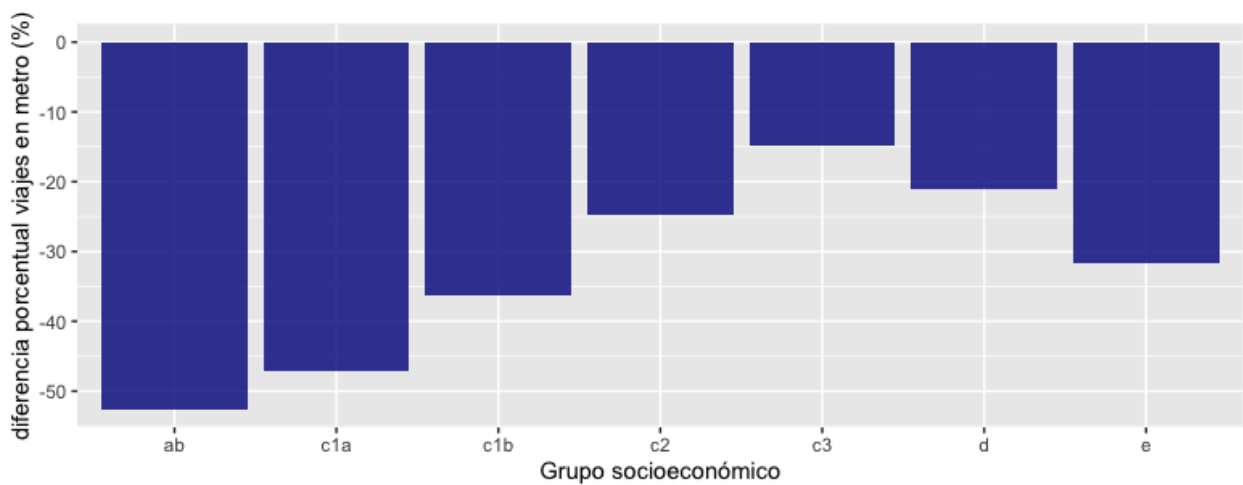


Figura 4-17: Diferencia porcentual de viajes en metro según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022

El mapa de la Figura 4-18 muestra la diferencia porcentual de los viajes en metro totales para cada comuna de la Región Metropolitana. Todas las comunas presentan una diferencia negativa; sin embargo las comunas periféricas son las que menos disminuyen, pues su uso de metro previo no era alto en un principio. El mapa muestra la existencia de comunas céntricas que disminuyen sus viajes hasta en un 60%.

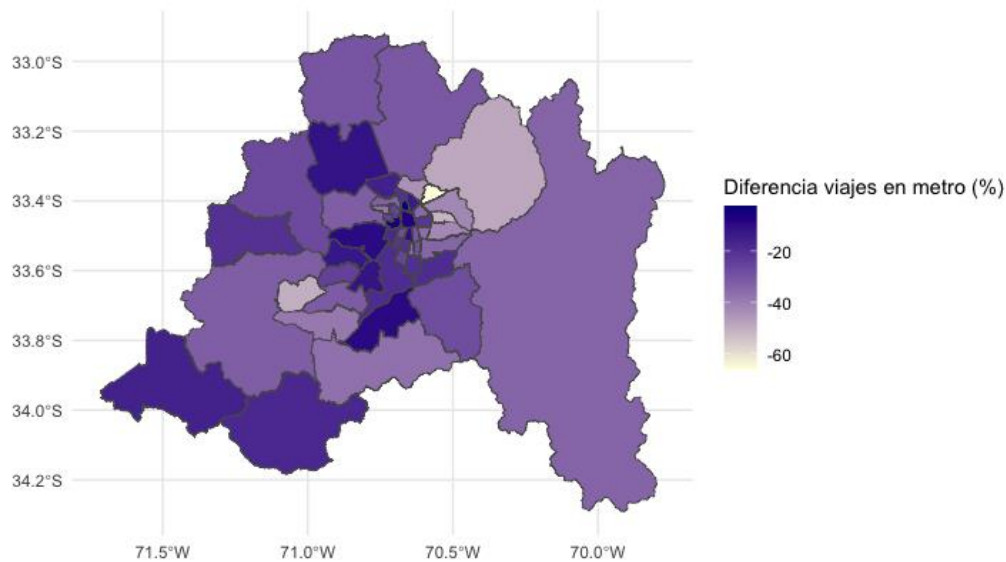


Figura 4-18: Diferencia porcentual de viajes en metro según comuna hogar entre 2019 y 2022

4.3.3. Análisis de usuarios frecuentes

Las Figuras 4-19, 4-20 y 4-21 muestran la variación porcentual de usuarios frecuentes del metro. Con la muestra expandida se calculó que en 2019 125.624 individuos correspondían a esta categoría, mientras que en 2022 este número se redujo a 100.202. La distribución de usuarios frecuentes cambió de manera distinta al uso de metro en general. Como se ve en Figura 4-20, los grupos de 25- a 35 – 44 años fueron los que más dejaron de ser usuarios frecuentes, lo cual refuerza la idea del traslado al automóvil. El grupo de 55 a 64 años fue el que menos redujo su número de usuarios frecuentes, esto puede asociarse a que mantuvieran su mismo trabajo y la misma modalidad. La Figura 4-21 muestra que el grupo socioeconómico AB redujo a más de la mitad su número de usuarios frecuentes, y el grupo C1A también se redujo bastante, los grupos de clases

sociales más altas, aparte de cambiarse al automóvil particular como modo de transporte, también cambiaron se modalidad de trabajo a remota, lo que podría explicar el abrupto cambio en comparación al resto de los grupos.

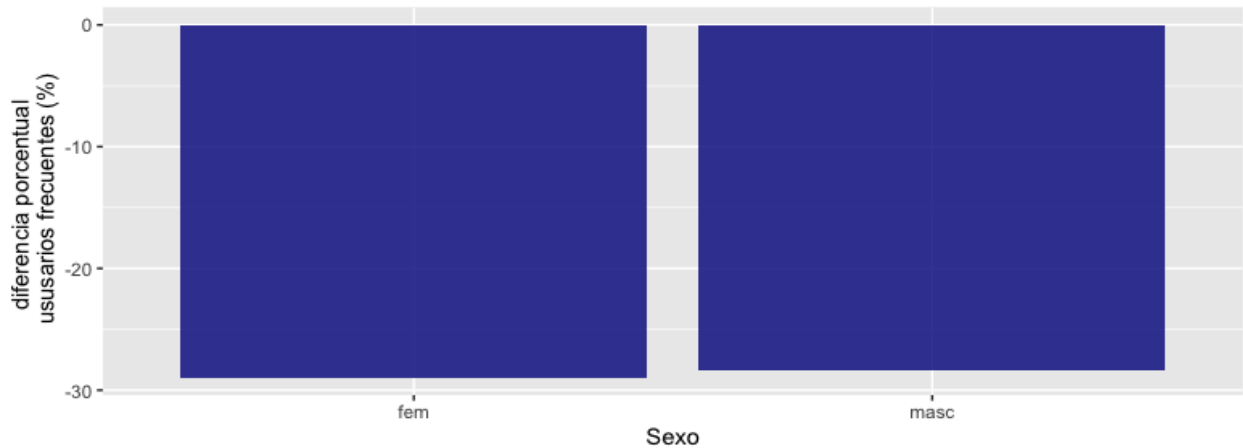


Figura 4-19: Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según sexo entre 2019 y 2022

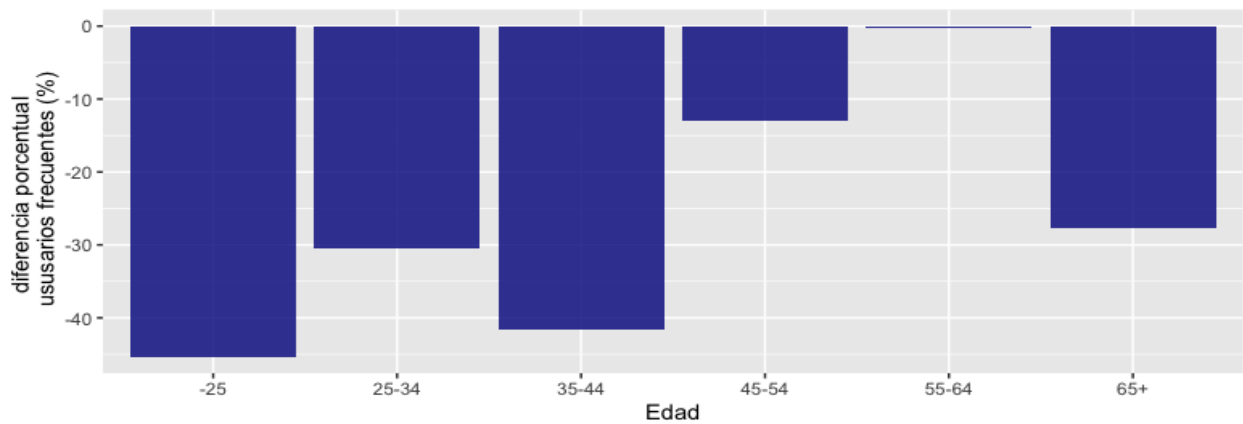


Figura 4-20: Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según edad entre 2019 y 2022

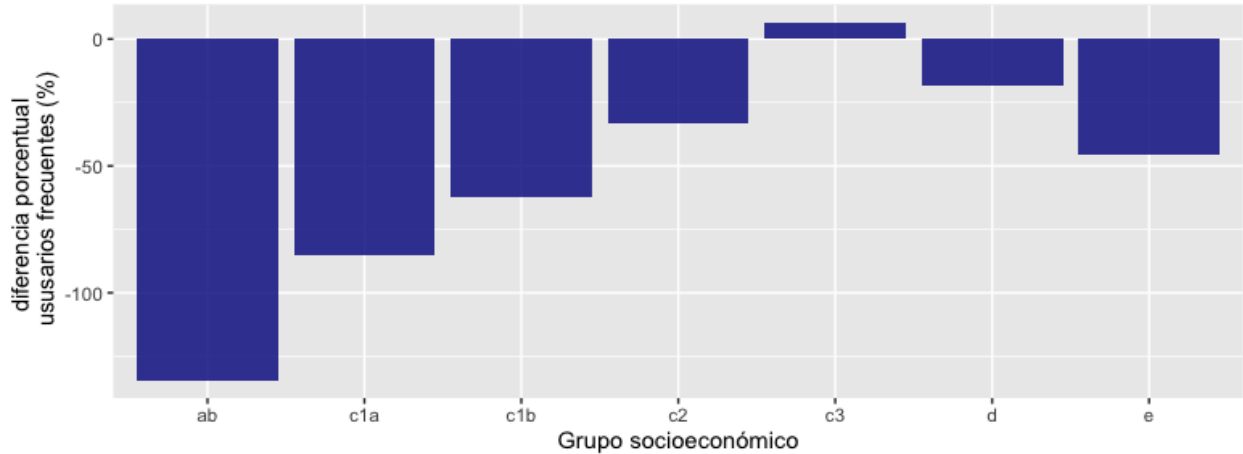


Figura 4-21 Diferencia porcentual de usuarios frecuentes de metro según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022

Las Figuras 4-22 y 4-23 muestran la relación entre uso de metro y la distancia entre el hogar y su estación de metro más cercana. La Figura 4-22 muestra como en 2022 se realizan viajes más cortos en metro, y los viajes más largos se mantienen similares a los de 2019. De la Figura 4-23 se desprende que quienes viven más cerca de una estación de metro viajan en este modo más seguido. Esta tendencia no varía demasiado, pero es posible observar cómo especialmente en las primeras categorías de distancia los viajes en metro disminuyen levemente. La Figura 4-24 muestra la relación entre número de viajes en metro en relación a la distancia del lugar de trabajo a la estación de metro más cercana. Se observa como en 2022 el número de viajes es menor, posiblemente en relación a que los viajes se realizan en otro modo con automóvil o bicicleta.

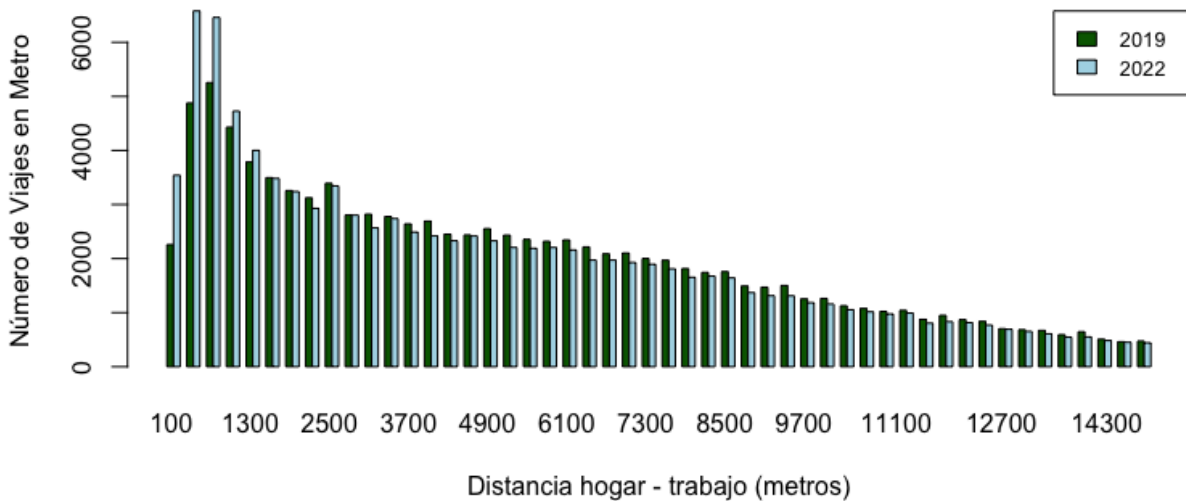


Figura 4-22: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según la distancia entre el hogar y el lugar de trabajo

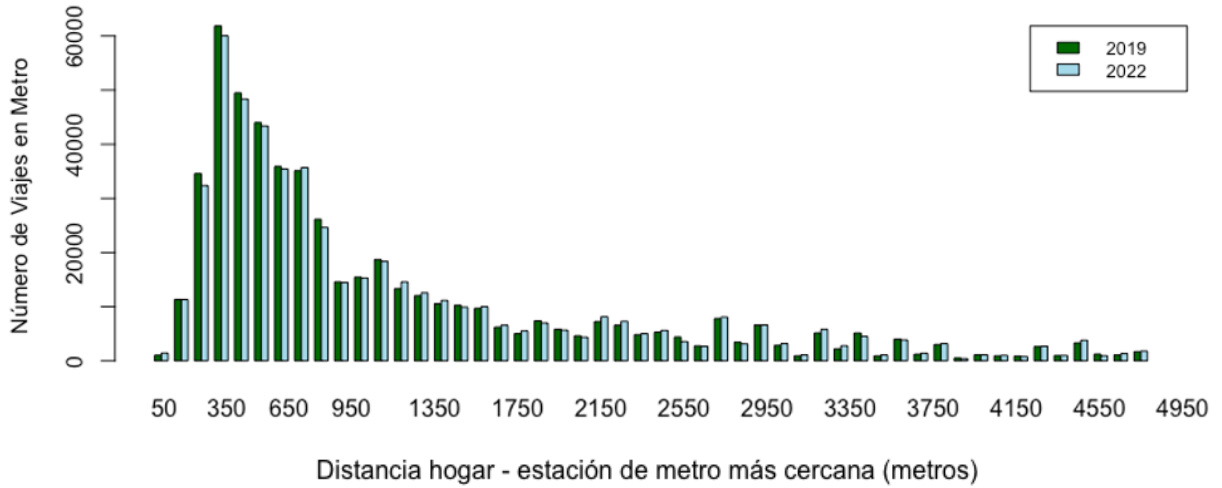


Figura 4-23: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según distancia del hogar a estación de metro más cercana en 2022

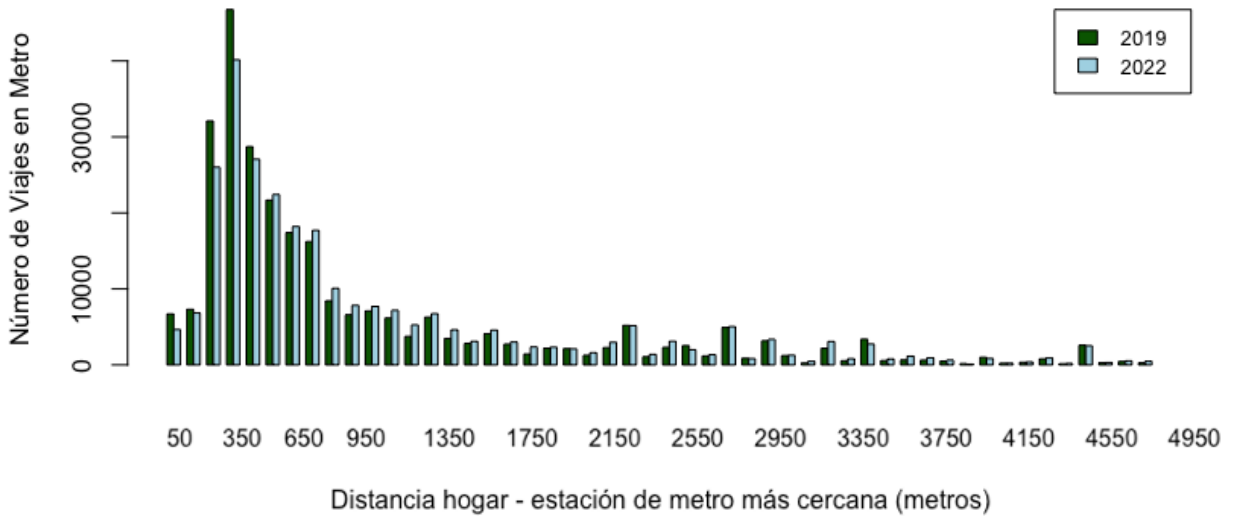


Figura 4-24: Número de viajes en metro en 2019 y 2022 según distancia del lugar de trabajo a estación de metro más cercana en 2022

La Tabla 4-3 presenta la variación en el uso de metro entre ambos periodos para quienes se quedaron en su mismo hogar y los que se cambiaron a un hogar más cerca o más lejos de una estación de metro. Aquí se observa que los 3 grupos, independiente de si hubo cambios o no, disminuyeron su uso de metro, incluso quienes se cambiaron más cerca del metro.

Tabla 4-3: Relación cambio de hogar – uso de metro

		Cambio hogar		
		Mismo hogar	Mas cerca del metro	Mas lejos del metro
Uso metro	Aumentó	261.992 (44,7%)	10.886 (45,5%)	20.909 (39,8%)
	Disminuyó	324.482 (55,3%)	13.033 (54,5%)	31.620 (60,2%)

4.3.4. Análisis de viajes totales

Las Figuras 4-25, 4-26 y 4-27 muestran la variación del promedio de viajes totales según sexo, edad y grupo socioeconómico. Los viajes totales aumentaron en total entre 2019 y 2022, el promedio de viajes mensuales para un individuo era de 54,57 y en 2022 fue de 70,59, la generación de viajes aumentó un 29,4%. En general se observa que todos los grupos aumentaron su número de viajes en una proporción similar. Esta es una tendencia que también se observa en la literatura.

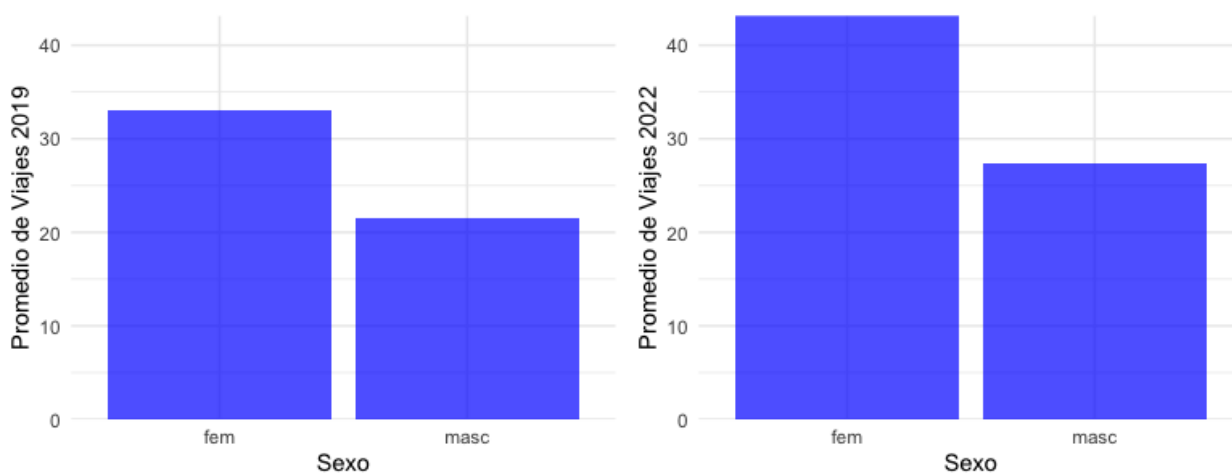


Figura 4-25: Promedio de viajes totales según sexo 2019 y 2022

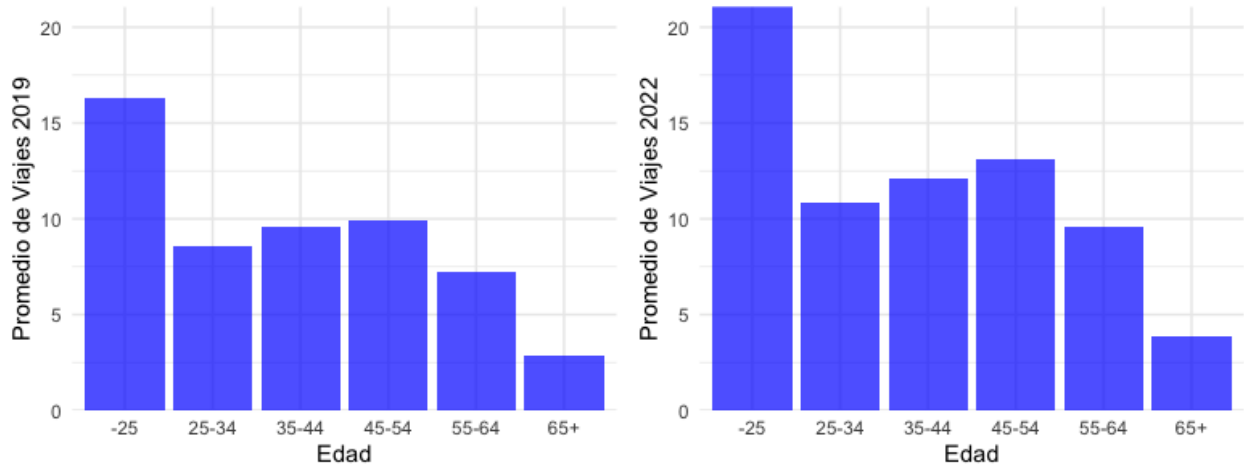


Figura 4-26: Promedio de viajes totales según edad 2019 y 2022

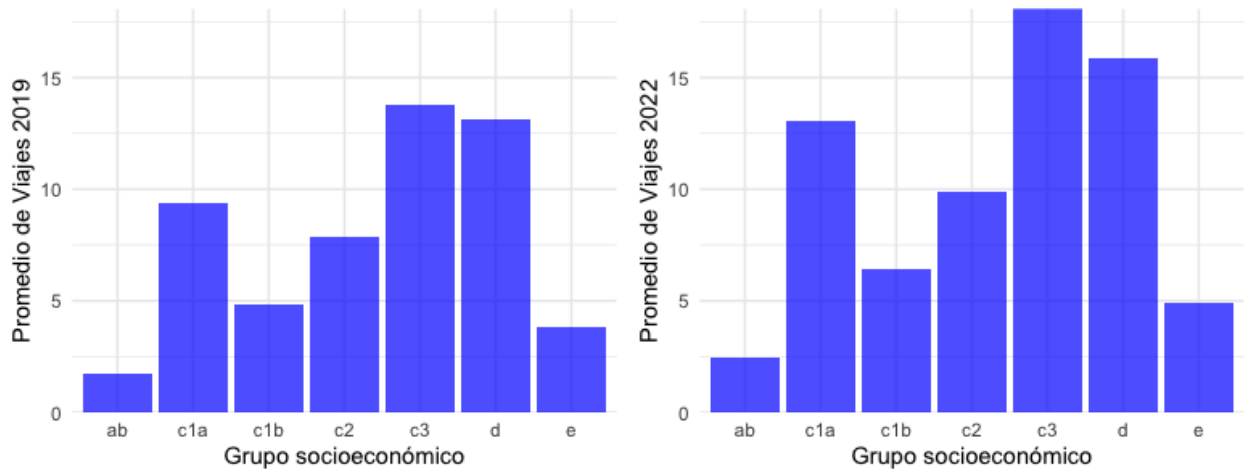


Figura 4-27: Promedio de viajes totales según grupo socioeconómico 2019 y 2022

Las Figuras 4-28, 4-29 y 4-30 muestran la variación en el total de viajes mensuales según sexo, edad y grupo socioeconómico. En 2019 para el mes de agosto el total de viajes fue de 367.218.945, mientras que en 2022 estos alcanzaron la cifra de 469.460.967. Es posible observar la misma tendencia que en la variación de promedios de viajes, ya que los grupos aumentaron su número de viajes al mes de manera similar entre 20 y 30%. La mayor diferencia se nota entre los grupos socioeconómicos, donde los grupos de clases más altas son los que más aumentaron los viajes.

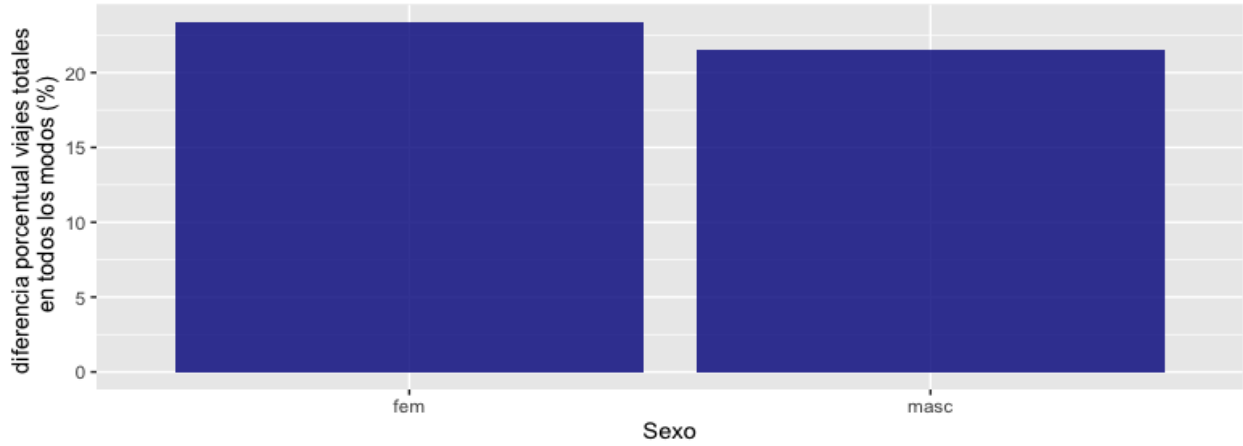


Figura 4-28: Diferencia porcentual de viajes totales según sexo entre 2019 y 2022

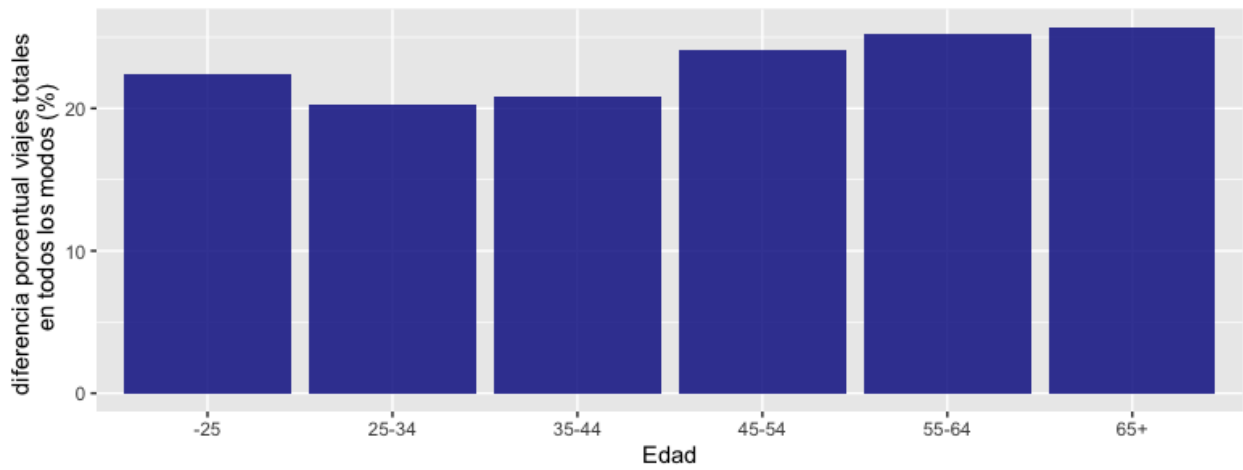


Figura 4-29: Diferencia porcentual de viajes totales según edad entre 2019 y 2022

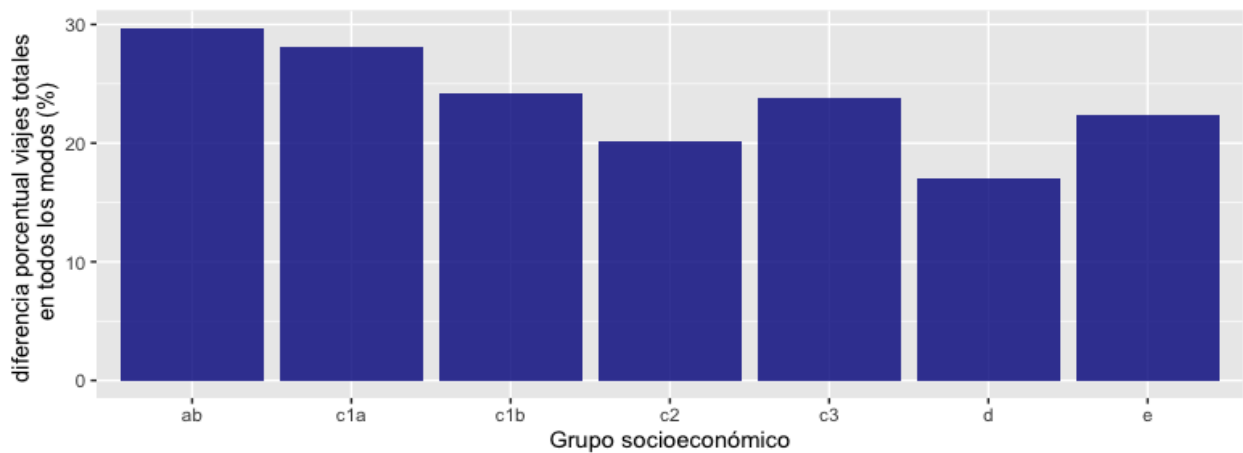


Figura 4-30: Diferencia porcentual de viajes totales según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022

Como se observa en la Figura 4-31, la mayoría de las comunas incrementaron sus viajes totales incluso en un 40% en promedio, aun cuando existen algunas que redujeron o mantuvieron sus viajes, las que pertenecen a la periferia del área metropolitana de Santiago.

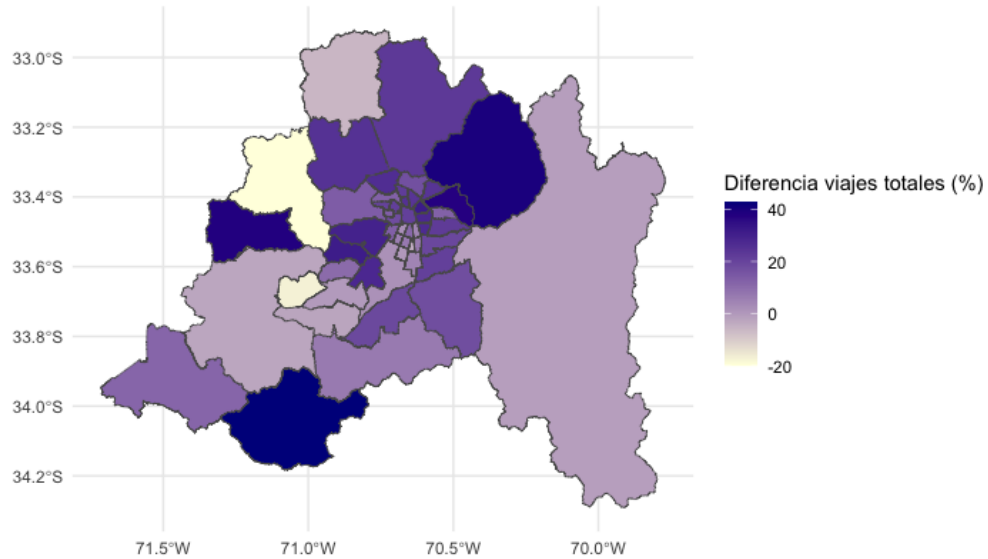


Figura 4-31: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según comuna hogar entre 2019 y 2022

4.3.5. Análisis proporción viajes metro/otro

La Figura 4-32 muestra la variación en la proporción de uso de metro versus otro modo de transporte.

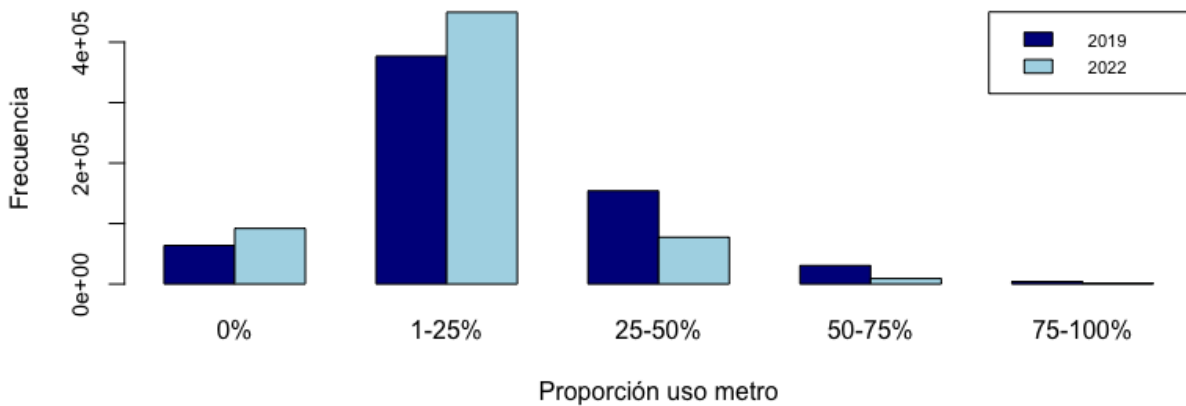


Figura 4-32: Proporción de uso de metro sobre viajes totales 2019 y 2022

La proporción de viajes en metro que más se repite es de 1 y 25%, aparte, como se observa en la Figura 4-32, en 2022 aumenta el número de personas que no ocupan el metro en todo el mes y se reduce el número de personas que ocupa el metro más de un 25% de sus viajes totales. La proporción promedio de viajes en metro del total en días laborales en 2019 fue de 18,91% mientras que en 2022 está se redujo a 11,87%. La diferencia en la proporción de viajes se explica en parte por el fuerte aumento de los viajes totales y por la disminución de viajes en metro. Las Figuras 4-33, 4-34 y 4-35 muestran la variación de la proporción de viajes en metro sobre otros modos según sexo, edad y grupo socioeconómico. En promedio, la proporción de viajes disminuye en un 50%. Para los estratos socioeconómicos más altos la proporción de viajes en metro es más de 90%, como se observa en la Figura 4-35.

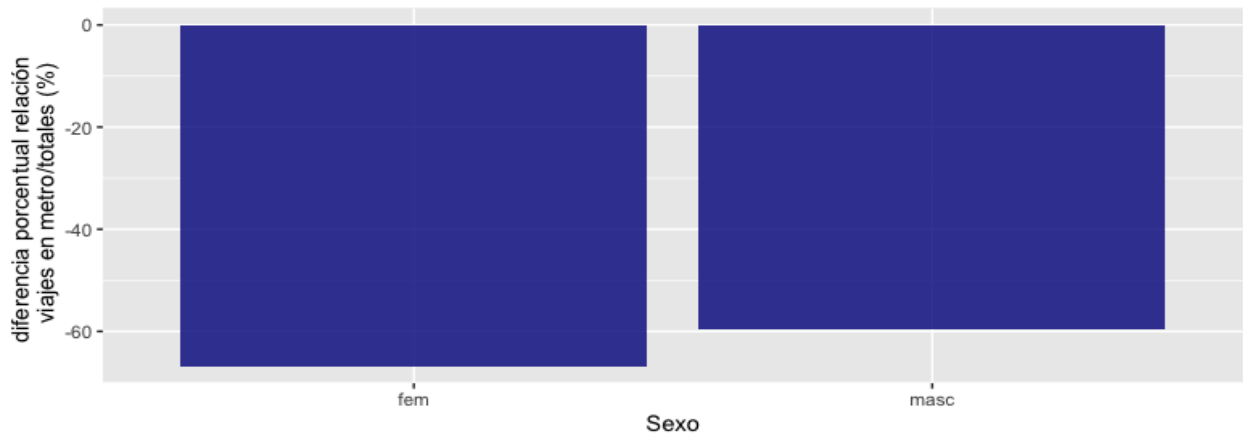


Figura 4-33: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según sexo entre 2019 y 2022

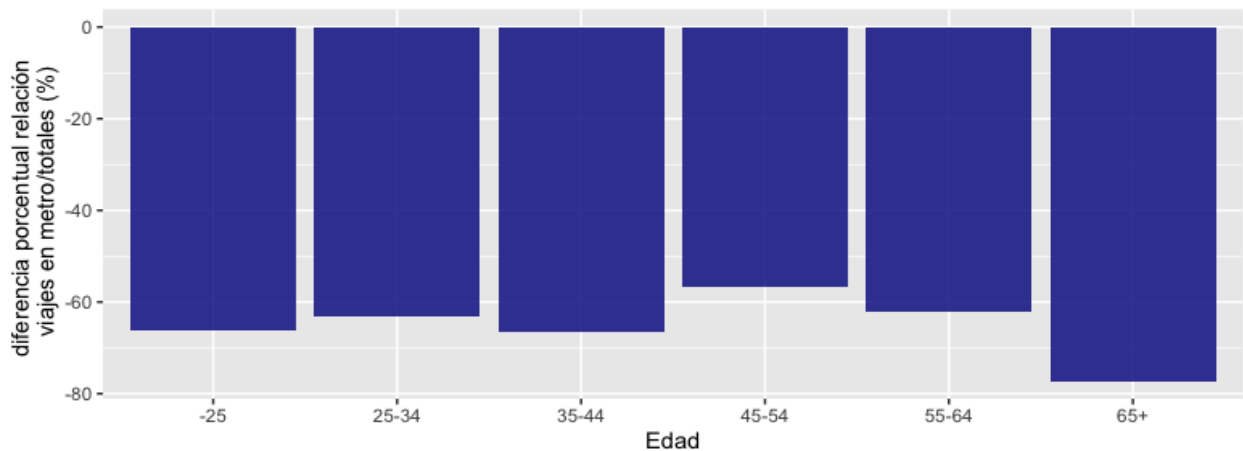


Figura 4-34: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según edad entre 2019 y 2022

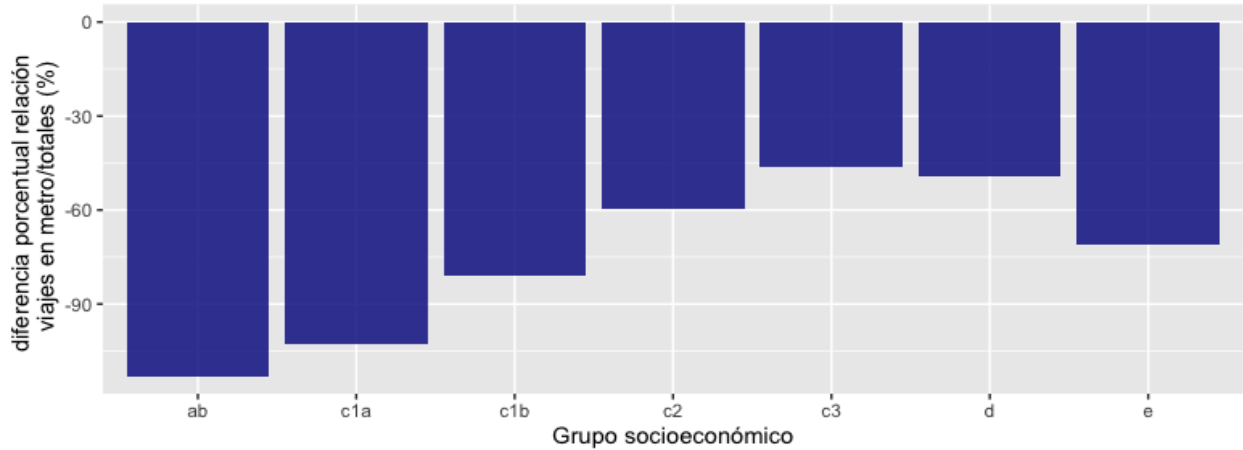


Figura 4-35: Diferencia porcentual de viajes en metro sobre viajes totales según grupo socioeconómico entre 2019 y 2022

Finalmente, se elaboró un mapa de la Región Metropolitana con la variación porcentual de la proporción de viajes realizados en metro del total, el cual muestra la distribución de quienes variaron más su uso de metro en el sector poniente que concentra las comunas de mayores ingresos (ver Figura 4-36).

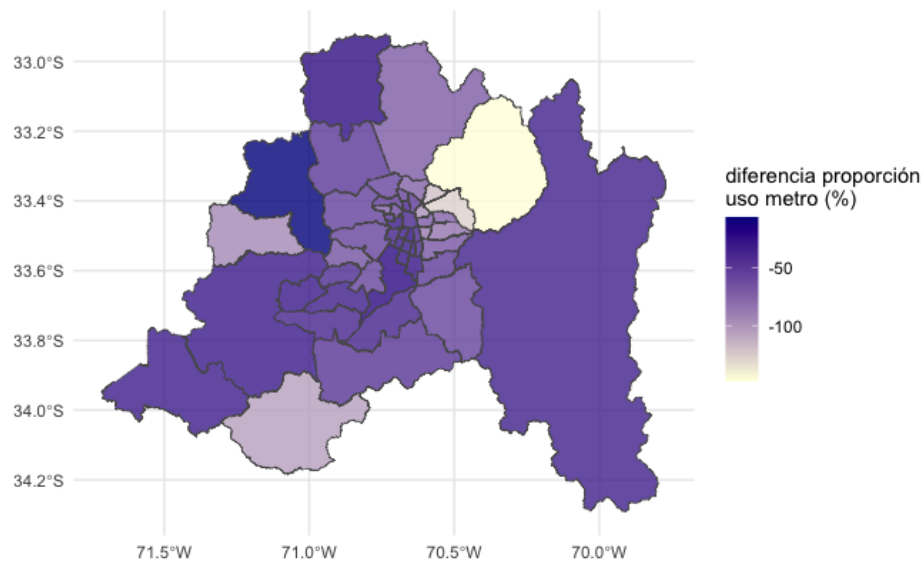


Figura 4-36: Diferencia porcentual de viajes totales según comuna hogar entre 2019 y 2022

4.3.6. Análisis de distancia de viajes

Con la segunda base de datos de telefonía se desarrolló el análisis de distancia. El promedio de distancias de viaje en 2019 fue de 9062,4 metros mientras que en 2022 fue de 7285,3, disminuyendo en un 24,4%. En la Figura 4-37 se muestra como si bien los viajes de más largas distancias se mantuvieron en un rango similar para ambos periodos, los viajes de menos de 1 kilómetro aumentaron en una gran proporción. Esto puede explicar el aumento en el número de viajes expuesto en la sección 4.3.3 y explica la reducción de la movilidad en términos de kilómetros.

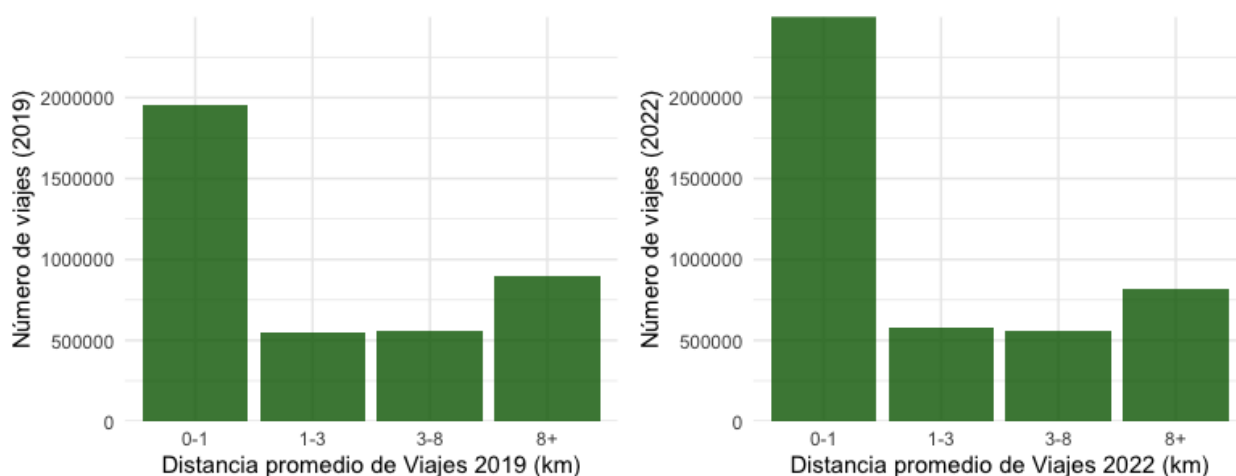


Figura 4-37: Promedio de distancia de viaje

Posteriormente se analizaron los cambios en el promedio de distancias de viaje según las características sociodemográficas de los usuarios (Figuras 4-38, 4-39 y 4-40). Por sexo y tramo de edad el promedio de distancia es bastante similar, sólo destaca el grupo de mayores de 65 años, que podría relacionarse a viajes a centros de salud o visitas (Figuras 4-38 y 4-39). Por otra parte, es posible notar un patrón por grupo socioeconómico, donde los grupos de más ingresos realizan viajes más largos, posiblemente debido a que viven más alejados del centro (Figura 4-40). En 2022 esta distribución se vuelve más plana.

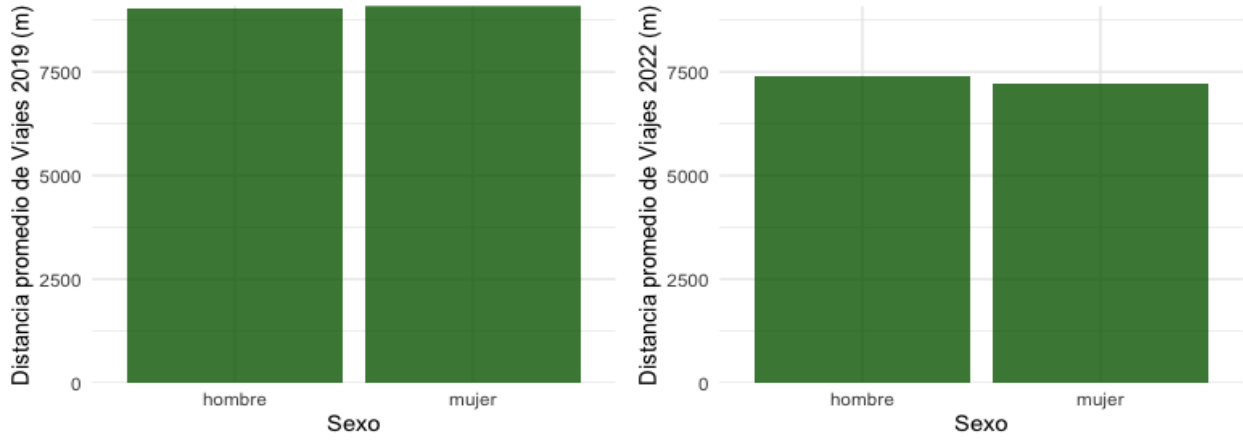


Figura 4-38: Promedio de distancia de viaje según sexo

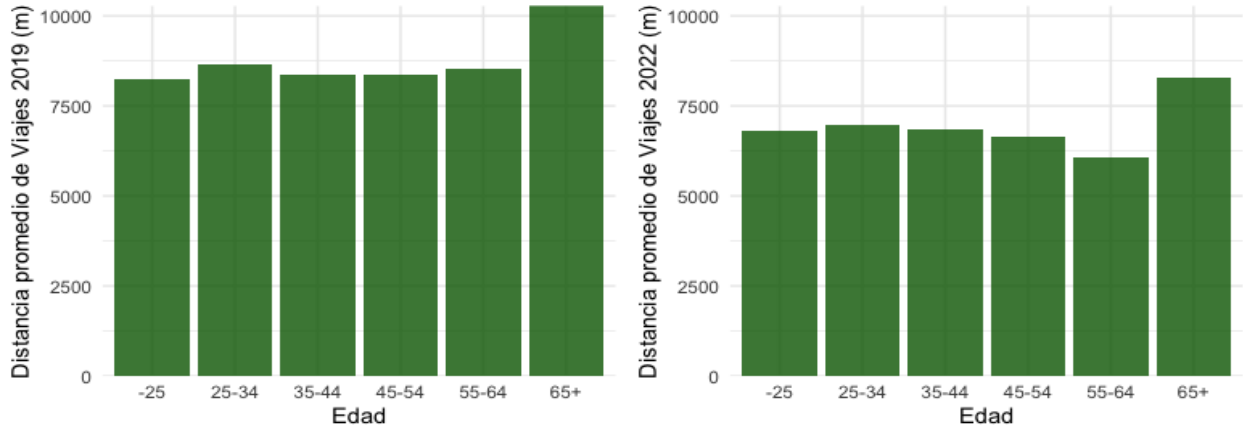


Figura 4-39: Promedio de distancia de viaje según tramo etario

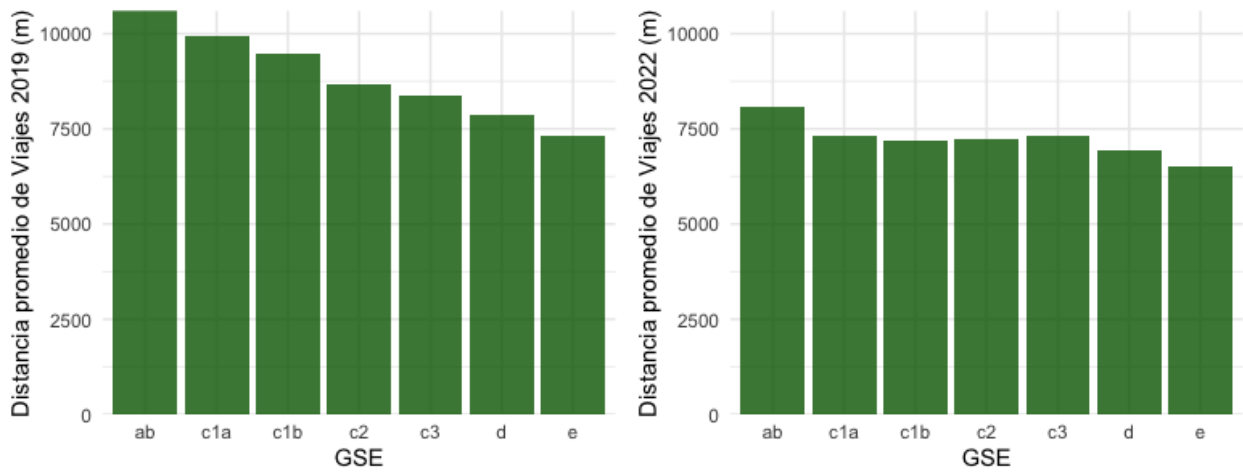


Figura 4-40: Promedio de distancia de viaje según grupo socioeconómico

4.4. Modelación

4.4.1. Modelo de regresión

El modelo de regresión toma como variable a explicar la diferencia del total de viajes en metro para el mes de Agosto 2019 y 2022. Para aplicar el modelo se aplicó el factor de expansión de la base de datos para corregir los sesgos de la muestra. La diferencia positiva en el uso de metro (2022 – 2019) indica que el uso de metro aumentó. Las variables Hombre, Edad 55 – 64, y GSE D corresponden a la categoría base de los grupos de variables. Los resultados del modelo de regresión se muestran en la Tabla 4-4.

En primer lugar, es posible notar que según los valores del test t la mayoría de las variables son significativas, lo que justifica la elección de esta serie de variables. No obstante, el coeficiente de ajuste R^2 es bajo en cualquiera de los casos estudiados para la regresión. Esto puede explicarse por la baja variabilidad de la respuesta, esta tiene un rango bajo en comparación al número de individuos, si bien el error tiende a ser bajo en comparación al rango, basta para perjudicar al R^2 . El intercepto toma signo negativo, lo cual sugiere una tendencia promedio a la disminución de viajes en metro entre 2019 y 2022.

Los coeficientes que más inciden en la ecuación son el de usuario frecuente y los grupos socioeconómicos AB y C1A. La variable de usuario frecuente tiene una correlación alta con la variable a explicar, pues se extrae directamente del uso de metro en 2019. Es justificable mantener la variable de usuario frecuente porque la literatura suele indicar que quienes eran usuarios frecuentes previo a la pandemia lo seguirían siendo después. En este caso ocurre lo contrario, se observa como el coeficiente de esta variable influye negativamente en la diferencia de uso de metro. Esto hace sentido pues el número de usuarios frecuentes disminuyó para todos los grupos. Por otra parte, se creó una interacción de la variable de usuario frecuente con los grupos edad 25-, edad 45-54 y los grupos socioeconómico C3 y E, y todos sus coeficientes son positivos, esto sugiere que, si bien todos los grupos disminuyeron los usuarios frecuentes, estos lo hicieron en menor medida, y también lo observamos en el análisis descriptivo.

Tabla 4-4: Resumen modelo de regresión

	Coeficiente	Std. Error	t value	Pr
Intercepto	-1,606	0,0	-42,6	0,000
Dif. Viajes en otro modo	-0,016	0,0	-65,5	0,000
Usuario frecuente 2019	-6,157	0,1	-182,7	0,000
Dist. Hogar – trabajo 2022	0,064	0,0	21,8	0,000
Dist. Hogar – estación 2022	-0,004	0,0	-8,9	0,000
Dist. Trabajo – estación 2022	0,004	0,0	10,7	0,000
Dif. Dist. Hogar – trabajo	0,288	0,0	109,4	0,000
Dif. Dist. Hogar – estación	-0,016	0,0	-27,3	0,000
Dif. Dist. Trabajo – estación	0,001	0,0	1,8	0,065
Fem	0,012	0,0	1,9	0,046
Edad 25-	-0,024	0,0	-2,5	0,000
Edad 25 – 34	-0,132	0,0	-12,5	0,000
Edad 35 – 44	-0,100	0,0	-9,8	0,000
Edad 45 – 54	0,069	0,0	6,8	0,034
Edad 65+	-0,029	0,0	-1,9	0,145
GSE AB	-0,560	0,0	-21,6	0,000
GSE C1A	-0,622	0,0	-45,5	0,000
GSE C1B	-0,310	0,0	-22,3	0,000
GSE C2	-0,075	0,0	-7,4	0,000
GSE C3	0,055	0,0	6,9	0,000
GSE E	-0,084	0,0	-6,5	0,000
Usuario frecuente x Edad 25-	0,267	0,0	22,3	0,000
Usuario frecuente x Edad 45 - 54	0,246	0,07	16,6	0,000
Usuario frecuente x GSE C2	0,235	0,0	20,4	0,065
Usuario frecuente x GSE C3	0,281	0,0	14,9	0,145
R ²				0,1450
observaciones				621615

Es posible ver que las variables socioeconómicas de signo positivo corresponden solo a las mujeres, los mayores de 45 y menores de 54 y el grupo socioeconómico C3. Esto indica que estos grupos aumentaron su uso de metro en el periodo 2019 – 2022. Este resultado coincide con los cambios

observados anteriormente. El grupo entre 25 y 45 años disminuyó su uso, potencialmente debido a aumento en el uso de auto y cambios en la modalidad de trabajo. En cuanto a la variable de sexo, se observa lo contrario que en el análisis descriptivo, donde las mujeres tenían una disminución en el uso de metro un poco mayor a los hombres, es posible que haya existido un sesgo que se corrigió con el factor de expansión. También se observa que el grupo de tercera edad disminuyó su uso de metro (diferencia negativa), como se ha observado en otros estudios.

Las variables de distancia se desarrollaron como totales y diferencias, pues describen diferentes fenómenos. Las distancias permiten relacionar directamente la influencia de la variable sobre la diferencia en el uso de metro. Por otra parte, las diferencias de distancias permiten incorporar el fenómeno de los cambios de hogar y trabajo, aun cuando no corresponde a la mayoría de los casos, es posible observar que tienen una alta significancia. Se observa que los coeficientes asociados a las variables de distancia tienen una baja incidencia en la ecuación, pues la magnitud de las distancias es mucho mayor que la de la diferencia de viajes en metro.

La distancia y la diferencia en la distancia hogar estación son las únicas variables de distancia que toman signo negativo, esto es algo contraintuitivo pues en el análisis descriptivo quienes más viajan en metro son quienes lo tienen más cerca. El signo del coeficiente de estas variables puede deberse al efecto de la pandemia. Si bien quienes ocupan el metro como modo de transporte para ir al trabajo se mantienen fieles a este modo, quienes viven cerca del metro pueden tener múltiples motivos para viajar, no sólo el trabajo, de esta forma, los viajeros con motivo distinto al trabajo serían los que más disminuyen el uso de metro.

El modelo es en general coherente respecto a lo observado en el análisis descriptivo. Se puede apreciar que todas las variables son significativas e inciden de manera variada en el modelo. Son pocas las variables que afectan positivamente en el modelo debido a la diferencia importante en todos los grupos en los viajes en metro.

4.4.2. Modelo de ecuaciones simultáneas

El modelo de ecuaciones simultáneas define como variables a predecir el número de viajes generados en metro en 2019 y 2022. Los resultados se presentan en las Tablas 4-5 y 4-6.

Tabla 4-5: Resumen modelo de ecuaciones simultáneas 2019

	Coeficientes	Std error	T value	Pr
2019				
Intercepto	6,877	0,0	169,2	0,0000
Tasa motorización	-3,429	0,1	-57,9	0,0000
Viajes en otro modo	0,019	0,0	58,9	0,0000
Dist. Hogar – trabajo	0,423	0,0	188,1	0,0000
Dist. Hogar – estación	-0,005	0,0	-20,4	0,0000
Dist. Trabajo – estación	0,011	0,0	48,8	0,0000
Fem	-0,405	0,0	-17,6	0,0000
Edad 25-	0,501	0,0	14,5	0,0000
Edad 25 – 34	0,777	0,0	20,4	0,0000
Edad 35 – 44	0,660	0,0	17,7	0,0000
Edad 45 – 54	0,255	0,0	6,9	0,0000
Edad 65+	-0,969	0,0	-19,5	0,0000
GSE AB	0,436	0,1	6,6	0,0000
GSE C1A	1,648	0,0	47,9	0,0000
GSE C1B	1,989	0,0	49,9	0,0000
GSE C2	1,535	0,0	45,9	0,0000
GSE C3	-0,407	0,0	-13,6	0,0000
GSE E	-0,239	0,0	-5,3	0,0000
Error estándar				8,07
R ²				0,085
Número de observaciones				621622

Las dos regresiones tienen test t altos, no así R², lo que se puede explicar con los mismos motivos del modelo anterior. El intercepto del primer periodo es mayor al del segundo periodo, pues en ese periodo se generan más viajes en metro.

Tabla 4-6: Resumen modelo de ecuaciones simultáneas 2022

	Coefficientes	Std error	T value	Pr
2022				
Intercepto	6,179	0,0	170,0	0,0000
Usuario frecuente 2019	0,672	0,1	10,2	0,0000
Tasa motorización	-2,350	0,1	-45,7	0,0000
Viajes en otro modo	0,012	0,0	52,4	0,0000
Dist. Hogar – trabajo	0,434	0,0	228,4	0,0000
Dist. Hogar – estación	-0,013	0,0	-39,7	0,0000
Dist. Trabajo – estación	0,006	0,0	24,8	0,0000
Fem	-0,421	0,0	-20,1	0,0000
Edad 25-	0,1770	0,0	5,6	0,0000
Edad 25 – 34	0,0415	0,0	1,2	0,2310
Edad 35 – 44	-0,0121	0,0	-0,4	0,7208
Edad 45 – 54	0,3360	0,0	10,1	0,0000
Edad 65+	-1,0600	0,0	-23,5	0,0000
GSE AB	-1,5081	0,1	-25,3	0,0000
GSE C1A	-0,4470	0,0	-14,6	0,0000
GSE C1B	0,4147	0,0	11,5	0,0000
GSE C2	0,7746	0,0	25,5	0,0000
GSE C3	-0,5164	0,0	-19,1	0,0000
GSE E	-1,0458	0,0	-25,9	0,0000
Error estándar				7,35
R ²				0,109
Observaciones				621622

La variable con el coeficiente de mayor valor absoluto (y negativo) dentro de la ecuación es la tasa de motorización, que intuitivamente afecta negativamente a la generación de viajes en metro, pues impulsa la generación de viajes en auto. Otras variables importantes son las de distancia, especialmente la distancia hogar – trabajo, la que tiene signo positivo, implicando que, a mayor distancia, es más probable ocupar el metro para viajar, el coeficiente asociado a esta variable aumenta en 2022, lo que indica que su importancia aumenta en este periodo.

Las variables con coeficientes negativos son menos que aquellas con signo positivo, en 2019 estas corresponden a la distancia hogar – estación, las mujeres, el grupo de edad +65 y los grupos socioeconómicos D y E. Es posible asociar el signo del coeficiente de la variable de distancia hogar – trabajo al mismo motivo del modelo de regresión. Los mayores de 65 años incluso antes de la pandemia tendían a tener una menor movilidad que el resto de los grupos, lo que explica que sea el único con signo negativo. Para los grupos socioeconómicos es posible desprender que estos generalmente se ubican en comunas más alejadas del centro de la ciudad donde el metro no se encuentra disponible, eligiendo otros modos de transporte público como bus.

Al comparar los resultados de ambas regresiones, es posible observar cómo algunos de los coeficientes mantienen los mismos signos en las primeras variables, lo que cambia para las variables socioeconómicas. Por ejemplo, los grupos de edad de 25 a 45 y los grupos socioeconómicos AB y C1A. Se puede interpretar que el cambio de los signos se debe a que precisamente estos grupos generan menos viajes que en el periodo anterior.

Hay algunas variables que no cambian de signo, pero cuya significancia cambia entre ambos periodos. Por ejemplo, la distancia trabajo – estación pierde importancia en 2022, esto puede asociarse a que, si bien las estaciones de metro suelen estar cerca de centros de trabajo y esto era un incentivo para viajar en metro, esta característica pierde importancia tras el cambio masivo hacia otros modos como el automóvil o la bicicleta. Por otra parte, la variable del grupo de edad mayor a 65 años gana importancia en el segundo periodo, esto se relaciona a que tras la pandemia existen menos adultos mayores que utilizan el metro como modo de transporte.

4.4.3. Relación entre ambos modelos

Es posible ver coincidencias entre ambos modelos. Se ven repetidos los signos en ambos modelos especialmente para quienes más disminuyen el uso de metro: la distancia hogar – estación, las mujeres, el grupo de edad +65 y los grupos socioeconómicos D y E, además en 2022 se suman los grupos de edad de 25 y 45 y los grupos socioeconómicos AB y C1A. El segundo modelo permite observar este cambio entre ambos periodos. Con esto es posible observar realmente quienes

cambiaron su comportamiento durante la pandemia, por ejemplo, los adultos de 25 a 45 años y los grupos socioeconómicos más altos, y diferenciarlos de quienes llevaban un comportamiento similar desde antes, como son los adultos mayores.

4.5. Conclusiones

A través del análisis descriptivo se logró caracterizar a los usuarios y observar cómo variaron sus viajes y uso de metro entre ambos periodos. En primer lugar, se demostró que menos personas viajan al trabajo en 2022, y además, el uso del automóvil ha incrementado en todos los grupos socioeconómicos. Tanto el número de viajes en metro como la proporción de viajes realizados en metro sobre el total disminuyeron, pero quienes más dejaron de usar el metro fueron los grupos de altos ingresos y los jóvenes, esto puede asociarse al cambio a otros modos de transporte y al efecto del teletrabajo descrito anteriormente. Además, se observó que existió un cambio en las distancias de viaje recorridas, siendo estas menores en 2022, lo que permite explicar el aumento de viajes totales y la disminución de la distancia total recorrida.

Se desarrollaron dos modelos para poder comparar los resultados observados en el análisis descriptivo. Los modelos de ecuaciones simultáneas permiten explicar la generación de viajes en metro para ambos periodos, interactuando con el modelo de regresión que explica los cambios en estos viajes. Gracias a estos modelos es posible explicar quienes cambiaron su comportamiento más notoriamente tras la pandemia, como los adultos jóvenes de altos ingresos, y diferenciarlos de quienes tienen un comportamiento similar en ambos periodos como los adultos mayores.

5. CONCLUSIONES

Esta investigación permitió analizar los efectos de la pandemia del COVID-19 en Chile sobre el sistema de Metro de Santiago. Se analizaron los cambios en el número de viajes totales y en metro en día laboral para el mes de Agosto en 2019 y 2022 para los distintos grupos de usuarios divididos según sus características socioeconómicas y su lugar de residencia y trabajo. Además se generaron dos tipos de modelos que permiten confirmar el efecto de cada variable sobre uso de metro en ambos periodos y la diferencia de viajes en metro entre 2022 y 2019.

La hipótesis inicial indica que la cantidad de viajes en metro para una persona viene dada por variables socioeconómicas de las personas, las actividades que realiza y las características del hogar y su trabajo; además de variables asociadas al periodo como el desempleo y la tasa de motorización. Esta hipótesis se sustenta dado que los modelos de regresión y ecuaciones simultaneas confirman que todas estas variables tienen un efecto significativo sobre la variable dependiente.

Los viajes totales aumentaron y tanto el número de viajes en metro como la proporción de viajes realizados en metro sobre el total disminuyeron. Este cambio se debe al esparcimiento del virus del COVID-19 y la necesidad de resguardarse y permanece en la posteridad. Se encontró que existe un alza en el uso del automóvil para viajes al trabajo para todos los grupos socioeconómicos. Además se observó una reducción en el total de viajes al trabajo, lo cual podría ser explicado por los efectos del teletrabajo.

Quienes más dejaron de ocupar el metro tras la pandemia, o quienes generan una mayor diferencia en sus viajes entre 2022 y 2019, son los grupos socioeconómicos AB y C1A y los grupos de edad entre 25 y 44 años, y los mayores a 65 años. Estos grupos se caracterizan según la literatura por el cambio al automóvil. Por la contraparte, quienes redujeron menos su uso de metro fueron los menores de 25 años, el grupos de edad entre 45 y 54 años, y los grupos socioeconómicos D y E, quienes suelen tener un lugar de trabajo presencial, y mantienen su lugar de trabajo del periodo inicial.

El modelo de ecuaciones simultáneas permite observar quienes efectivamente cambiaron su comportamiento en el periodo 2019 – 2022. En 2019, los grupos que menos viajaban en metro eran las mujeres, el grupo de edad +65 y los grupos socioeconómicos D y E, y se observó que quienes modificaron su comportamiento tras la pandemia fueron los grupos de edad de 25 a 45 años y los grupos socioeconómicos AB y C1A. Como se mencionó anteriormente, esto se debe principalmente al cambio de estos grupos hacia el automóvil y el efecto del teletrabajo.

Se observó además que la cercanía del hogar a las estaciones de metro afecta negativamente el uso de metro, lo que puede deberse a los motivos de viaje de las personas. Para las variables de distancia relacionadas al trabajo se puede inferir el motivo de viaje, y todas estas variables toman signo positivo. Por otra parte, la distancia hogar – estación no entrega información del motivo de viaje, lo cual puede significar que los viajes por motivos distintos al trabajo se realizan en otro modo. Tanto los usuarios que se mantuvieron en su mismo hogar, como los que se acercaron o alejaron de su estación de metro más cercana redujeron el uso de metro.

Se observó que existió un aumento en los viajes totales en todos los modos, lo que resultaba contraintuitivo en relación a las tendencias de viajes observadas en Chile y el resto del mundo y al total de distancia recorrida. Tras estudiar las distancias de viaje, fue posible observar que las personas realizan viajes más cortos que en 2019, pero realizan más viajes en total.

Trabajar con los datos de telecomunicaciones de Entel fue beneficioso pues es información que de otra forma no estaría disponible a esta escala. Especialmente es interesante trabajar con los lugares de residencia y trabajo de los usuarios y observar los cambios. Si bien esta información no es tan fácil de extraer, la siguiente opción sería emplear la Encuesta Origen – Destino, que en el caso de Santiago data de 2012. Cabe decir que los datos de telefonía no tienen este propósito originalmente, por lo que es necesario procesarlos e imputar información para poder emplearlos en estudios de transporte. Esto implica un grado de error en los datos que es necesario asumir si se realizan estudios de este tipo, es por esto que este tipo de metodologías aún no son masivas a nivel mundial.

En cuanto a las limitaciones de esta investigación, los datos disponibles no permiten analizar las tendencias de viajes antes del 2019, año que contenía el peak de viajes según los informes de Metro,

estos datos permitirían la generación de una proyección de viajes. Otra limitación se relaciona a la naturaleza de los datos de Entel. La limitación mas importante se relaciona a la imputación de información de la base de datos, los datos son generados por modelos, por lo que siempre tendrán un grado de error. Como se mencionó anteriormente, la base de datos sólo incluía los viajes en metro y los viajes totales para un mes. Si bien se separaron los viajes en días laborales y fines de semana, no es posible identificar el motivo de los viajes, por ejemplo, si son viajes al trabajo. Esta limitación se escapa de los alcances de este trabajo y requeriría de más tiempo de análisis.

Otros posibles estudios y aplicaciones de los mismos datos dentro de la línea de investigación de los cambios en la movilidad del país tras la pandemia, sería estudiar los cambios en las rutinas de viajes dentro de un mismo día y también los cambios en otros modos de transporte, al igual que estudiar como se vio afectado el transporte público en otras regiones.

Finalmente, los resultados presentados permiten crear una idea general de los efectos de la pandemia sobre el uso de metro en Santiago, se identificaron las variables que más afectaron su uso con datos modernos y fidedignos. Es posible decir que los datos de telecomunicaciones son útiles y relativamente fáciles de emplear para estudios de transporte, además tienen un tiempo de procesamiento corto, pero se debe considerar el error que estos podrían implicar debido a la imputación de información. Este estudio resulta relevante pues el metro es el eje estructurante de transporte público de la Región Metropolitana, por lo que es crucial restaurar este medio para evitar el colapso del sistema vial, es necesaria la implementación de políticas públicas para incentivar el uso de metro y transporte público en general en el país. Por último, es posible encontrar algunas brechas en la investigación que podrían ser abordadas posteriormente o por otro investigador.

6. REFERENCIAS

Astroza, S., Tirachini, A., Hurtubia, R., Carrasco, J.A., Guevara, A., Munizaga, M., Figueroa, M., Torres, V. (2020). Mobility changes, teleworking, and remote communication during the COVID-19 pandemic in Chile. *Findings* 13489.

Baltagi, B. (2021) *Econometric Analysis of Panel Data*. Sixth. Edition. Springer Texts in Business and Economics.

Cancino, S., De La Fuente, H., Victoriano, R., Astroza, S., Covarrubias, J., Durán, M., Carrasco, J.A. (2020) Análisis de movilidad durante la pandemia de COVID-19 en las regiones del Biobío y Ñuble utilizando datos de teléfonos móviles. *Revista Ingeniería de Sistemas* Vol. XXXIV.

De Haas, M., Faber, R. & Hamersma, M. (2020). How COVID-19 and the Dutch ‘intelligent lockdown’ change activities, work and travel behaviour: Evidence from longitudinal data in The Netherlands. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 6, 100150.

<https://doi.org/10.1016/j.trip.2020.100150>

de Séjournet, A., Macharis, C., Tori, S., & Vanhaverbeke, L. (2022). Evolution of urban mobility behaviour in Brussels as a result of the COVID-19 pandemic. *Regional Science Policy and Practice*, 14(S1), 107–121. <https://doi.org/10.1111/rsp3.12525>

Directorio de Transporte Público Metropolitano (2023) Metro.

<https://www.dtpm.cl/index.php/sistema-transporte-publico-santiago/metro>

Downey, L., Fonzone, A., Fountas, G., & Semple, T. (2022). The impact of COVID-19 on future public transport use in Scotland. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 163, 338–352. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2022.06.005>

Eisenmann, C., Nobis, C., Kolarova, V., Lenz, B., & Winkler, C. (2021). Transport mode use during the COVID-19 lockdown period in Germany: The car became more important, public transport lost ground. *Transport Policy*, 103, 60–67. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.01.012>

Entel Digital (2023) Informe final para Metro de Santiago.

Espinoza, C., Bustos, B., Munizaga, M. (2017). Caracterización y reconocimiento de usuarios a través de la observación de su movilidad en transporte público , Universidad de Chile.

Esmailpour, J., Aghabayk, K., Aghajanzadeh, M., & de Gruyter, C. (2022). Has COVID-19 changed our loyalty towards public transport? Understanding the moderating role of the pandemic in the relationship between service quality, customer satisfaction and loyalty. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2022.05.023>

Graells-Garrido, E., Caro, D. & Parra, D. (2018) Inferring modes of transportation using mobile phone data. *EPJ Data Sci.* 7, 49. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-018-0177-1>.

Graells-Garrido, E., Opitz, D., Rowe, F., & Arriagada, J. (2023). A data fusion approach with mobile phone data for updating travel survey-based mode split estimates. *Transportation Research Part C-emerging Technologies*, 155, 104285. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104285>

Gramsch, B., Guevara, C.A., Munizaga, M., Schwartz, D., Tirachini, A., 2022. The Effect of Dynamic Lockdowns on Public Transport Demand in Times of COVID-19: Evidence from Smartcard Data. *Transport Policy*.

Henke, I, Pagliara, F, Carteni, A, & Coppola, P. (2023) The Impact of COVID-19 Pandemic on Public Transport: A Mobility Survey in Naples (South of Italy)
<https://opentransportationjournal.com/VOLUME/17/ELOCATOR/e187444782304060/FULLTEXT/>

- Hsieh, H. S., & Hsia, H. C. (2022). Can continued anti-epidemic measures help post-COVID-19 public transport recovery? Evidence from Taiwan. *Journal of Transport and Health*, 26. <https://doi.org/10.1016/j.jth.2022.101392>
- Huang, H., Cheng, Y., & Weibel, R. (2019). Transport Mode Detection Based on Mobile Phone Network Data: A Systematic review. *Transportation Research Part C-emerging Technologies*, 101, 297-312. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.008>
- Manout, O., Bouzouina, L., Kourtit, K., & Nijkamp, P. (2023). On the bumpy road to recovery: resilience of public transport ridership during COVID-19 in 15 European cities. *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 16(1), 14. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12076-023-00338-8>
- Marra, A. D., Sun, L., & Corman, F. (2022). The impact of COVID-19 pandemic on public transport usage and route choice: Evidences from a long-term tracking study in urban area. *Transport Policy*, 116, 258–268. <https://doi.org/10.1016/J.TRANPOL.2021.12.009>
- Metro de Santiago (2020) Memoria anual 2019 capítulo 1.5.2
- Metro de Santiago (2021) Memoria anual 2020 capítulo 1.5.2
- Metro de Santiago (2022) Memoria anual 2021 capítulo 4
- Metro de Santiago (2023) Memoria anual 2022 capítulo 3
- Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones (2020) Flujo vehicular ha caído hasta en 61% en comunas con cuarentena <https://www.mtt.gob.cl/archivos/25502>
- Monterde-i-Bort, H., Sucha, M., Risser, R. & Kochetova, T. (2022). Mobility patterns and mode choice preferences during the Covid-19 situation. *Sustainability*. 14 (2), 768. <https://doi.org/10.3390/su14020768>

Ortúzar, J., Willumsen, L. (2008) Modelos de transporte. Editorial Universidad de Cantabria: Santander, pp. 711

Pezoa, R., Basso, F., Quilodrán, P., & Varas, M. (2023). Estimation of trip purposes in public transport during the COVID-19 pandemic: The case of Santiago, Chile. *Journal of Transport Geography*, 109. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2023.103594>

Rowe, F., 2023. Big data, in: *Concise Encyclopedia of Human Geography*. Edward Elgar Publishing, pp. 42–47. Rowe, F., 2022. Using digital footprint data to monitor human mobility and support rapid humanitarian responses. *Regional Studies, Regional Science* 9, 665–668.

Sociedad Chilena de Ingeniería de Transporte (2013). Desafíos del sector transporte: un aporte de la Sociedad Chilena de Ingeniería de Transporte al debate pragmático presidencial.

Washington et al. (2011). *Statistical and Econometric methods for transportation data analysis*. Chapman & Hall/CRC

Victoriano-Habit, R., & El-Geneidy, A. (2024). *Why are people leaving public transport? A panel study of changes in transit-use patterns between 2019, 2021, and 2022 in Montréal, Canada*. Paper presented at the 103rd Transportation Research Board Annual Meeting, Washington DC, USA.

Xiao, W., Wei, Y. D., & Wu, Y. (2022). Neighborhood built environment and resilience in transportation during the COVID-19 pandemic. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 110. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2022.103428>

7. ANEXOS

7.1. Análisis descriptivo base de datos

Tabla 7-1: viajes totales y viajes totales en metro

	2019	2022
Viajes totales en día laboral	34332435	44404976
Viajes en metro totales en día laboral	5681856	4482924

Tabla 7-2: análisis descriptivo base de datos

Categoría	Número de individuos
Mujeres	387232
Hombres	241843
– 25 años	185553
25 – 34 años	98760
35 – 44 años	104910
45 – 54 años	114005
55 – 64 años	87435
65 + años	38412
GSE ab	17985
GSE c1a	106672
GSE c1b	57596
GSE c2	94470
GSE c3	166048
GSE d	144668
GSE e	41636

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN – FACULTAD DE INGENIERÍA
RESUMEN DE MEMORIA DE TÍTULO

Departamento : Departamento de Ingeniería Civil
Carrera : Ingeniería Civil
Nombre del memorista : Sofía Patricia San Martín Maureira
Título de la memoria : Análisis de cambios de viajes en el metro de Santiago tras la pandemia del COVID-19 con datos de telecomunicaciones
Fecha de la presentación oral :
Profesor(es) Guía : Juan Antonio Carrasco
Profesor(es) Revisor(es) : Sebastián Astroza y Tomás Cox
Concepto :
Calificación :

Resumen

La pandemia del COVID-19 en Chile y el mundo trajo cambios en la movilidad. El Metro de Santiago, como eje estructurante de transporte público de la ciudad de Santiago, sufrió de una baja de flujos que aún no se recupera a los niveles de 2019.

Para estudiar este fenómeno se emplearon datos de telecomunicaciones proveídos por Entel Digital. Estos consisten en una tabla de datos de 664555 usuarios de metro que incluye sus características socioeconómicas, su lugar de residencia y trabajo, y sus viajes totales y en metro realizados en días laborales en el un mes de 2019 y 2022. Se realizó un análisis descriptivo , un modelo de regresión y un modelo de ecuaciones simultaneas.

Se observó que el uso de metro se redujo para todos los usuarios pero de maneras distintas. Quienes redujeron más el uso de metro fueron los grupos socioeconómicos AB y C1A, junto con los grupos de edad entre 25 y 44 años y los adultos mayores. Esto se puede relacionar a los cambios en el trabajo y el uso de otros modos de transporte. Quienes menos redujeron el uso de metro, por otra parte, fueron los menores de 25 años y el grupo de edad entre 45 y 54 años, al igual que los grupos socioeconómicos D y E.

Los resultados permiten crear una idea general de los efectos de la pandemia sobre el uso de Metro, además, los datos de telecomunicaciones resultaron útiles y relativamente fáciles de emplear, tienen un tiempo de procesamiento corto y son recomendables para estudios de transporte.

