

# Modelo de elección de modos de transporte: Evidencia de un experimento social controlado

---

Jorge Luis Ochoa Rincón

Documento CEDE

Estudiantes PEG

#30

Septiembre de 2023

© 2023, Universidad de los Andes, Facultad de Economía, CEDE. Calle 19A No. 1 – 37 Este, Bloque W. Bogotá, D. C., Colombia Teléfonos: 3394949- 3394999, extensiones 2400, 2049, 2467

[infocede@uniandes.edu.co](mailto:infocede@uniandes.edu.co)

<http://economia.uniandes.edu.co>

Impreso en Colombia – Printed in Colombia

La serie de Documentos de Trabajo CEDE se circula con propósitos de discusión y divulgación. Los artículos no han sido evaluados por pares ni sujetos a ningún tipo de evaluación formal por parte del equipo de trabajo del CEDE. El contenido de la presente publicación se encuentra protegido por las normas internacionales y nacionales vigentes sobre propiedad intelectual, por tanto su utilización, reproducción, comunicación pública, transformación, distribución, alquiler, préstamo público e importación, total o parcial, en todo o en parte, en formato impreso, digital o en cualquier formato conocido o por conocer, se encuentran prohibidos, y sólo serán lícitos en la medida en que se cuente con la autorización previa y expresa por escrito del autor o titular. Las limitaciones y excepciones al Derecho de Autor, sólo serán aplicables en la medida en que se den dentro de los denominados Usos Honrados (Fair use), estén previa y expresamente establecidas, no causen un grave e injustificado perjuicio a los intereses legítimos del autor o titular, y no atenten contra la normal explotación de la obra.

Universidad de los Andes | Vigilada Mineducación Reconocimiento como Universidad: Decreto 1297 del 30 de mayo de 1964. Reconocimiento personería jurídica: Resolución 28 del 23 de febrero de 1949 Minjusticia.

## Documento CEDE

### Estudiantes PEG

**Descripción:** estas publicaciones contienen los resultados de las tesis de maestría (PEG o MECA) de los estudiantes de la Facultad que se consideran merecedoras de este honor. Extraordinariamente, por postulación de al menos un profesor de planta de la Facultad, se pueden considerar trabajos de estudiantes de los programas de la Facultad. En este caso, la decisión sobre su publicación o no dependerá de la dirección del CEDE con el aporte del concepto de al menos un profesor de planta (distinto al que postula el trabajo). Como, contrario a las tesis, estos documentos no necesariamente han acreditado el cumplimiento con los requisitos de ética en la investigación, al presentar el documento se debe diligenciar el formato para ese efecto.

# Modelo de elección de modos de transporte: Evidencia de un experimento social controlado\*

Jorge Luis Ochoa Rincón<sup>†</sup>

13 de septiembre de 2023

## Resumen

Este trabajo estima aumentos en bienestar utilizando datos detallados de un experimento de subsidios al transporte público en Bogotá, Colombia. La variación experimental efectiva en la asignación de subsidios permite la identificación de parámetros claves en un modelo de elección discreta, resultando en estimaciones creíbles del aumento en bienestar en los beneficiarios de la intervención. El programa aumentó en promedio el bienestar mensual de los participantes, medido como excedente del consumidor, en \$COP48.085 o 3,1 % del promedio del ingreso mensual de los hogares. Aumentos menores en bienestar son casi 5 veces menores en los desplazamientos por trabajo frente a otros motivos. Gran parte de la heterogeneidad se explica por tiempos de viaje y menor flexibilidad en los horarios de inicio de los desplazamientos.

**Palabras clave:** Modos de transporte, Modelos de decisión discreta, Bienestar, Subsidios

**Clasificación JEL:** D12, H42, I38, R41, R48

---

\*Agradezco a Ignacio Sarmineto-Barbieri y Luis Ángel Gúzman García por sus valiosos comentarios y recomendaciones como asesores de este trabajo de investigación. De igual manera, agradezco a los jurados de este trabajo de investigación, Jorge Tovar y Santiago Gomez Cardona. Ultimamente, extiendo mis agradecimientos a todos los participantes del Seminario de Tesis PEG y a David Pérez-Reyna por su dirección. Finalmente, este trabajo de investigación es dedicado a mi familia.

<sup>†</sup>Facultad de Economía, Universidad de los Andes. Contacto: jl.ochoa @uniandes.edu.co.

# The welfare effects of subsidies: A case study of public transportation<sup>\*</sup>

Jorge Luis Ochoa Rincón<sup>†</sup>

September 13, 2023

## Abstract

This paper estimates welfare gains using detailed data from a public transport subsidy experiment in Bogota, Colombia. The effective experimental variation in subsidy allocation allows the identification of key parameters in a discrete choice model, resulting in credible estimates of welfare gains for the beneficiaries of the intervention. The program increased participants' average monthly welfare, measured as consumer surplus, by \$COP48,085 or 3.1% of average monthly household income. Monthly increases in welfare are almost 5 times smaller for commuting for work than for other reasons. Much of the heterogeneity is explained by travel times and less flexibility in commuting times.

**Key words:** Transportation modes, Discrete decision modeling, Welfare, Subsidies

**JEL Classification:** D12, H42, I38, R41, R48

---

<sup>\*</sup>I thank Ignacio Sarmineto-Barbieri and Luis Ángel Gúzman García for their valuable comments and recommendations as advisors of this research paper. Likewise, I thank the jurors of this research paper, Jorge Tovar and Santiago Gomez Cardona. Lastly, I thank all participants of the PEG Thesis Seminar and to David Pérez-Reyna for his guidance. Finally, this work is dedicated to my father, mother and brother.

<sup>†</sup>Economics Department, Universidad de los Andes. Contact: jl.ochoa @uniandes.edu.co

## 1 INTRODUCCIÓN

Cambios significativos en los costos de acceso al transporte público pueden tener un gran impacto en el mercado laboral, mercado inmobiliario y dinámicas migratorias ([Abebe et al. 2021](#); [Bryan et al. 2020](#); [Tsivanidis 2018](#)). Sin embargo, la provisión de subsidios al transporte público no afecta a todos por igual. Variables como la percepción en calidad del transporte, nivel de ingresos de los hogares, asequibilidad y disponibilidad al acceso de los sistemas de transporte público varían la demanda por movilidad y tienen impacto en otras variables económicas ([Guzman et al. 2021b](#); [Bryan et al. 2020](#); [Desmet and Rossi-Hansberg 2013](#)). Entender como los subsidios afectan a diferentes grupos de la población es clave para entender la demanda por movilidad y sus impactos en bienestar para guiar las decisiones en políticas de transporte. Lo anterior es importante bajo un contexto en desarrollo, donde el alto crecimiento urbano<sup>1</sup> no ha estado conectado con inversiones en infraestructura en el transporte público ([Bryan et al. 2020](#)).

El estudio de aumentos en bienestar en programas de subsidios al transporte público permanece un reto. Los intentos previos se encuentran limitados por consideraciones de endogeneidad en las estimaciones de la demanda y por la falta de datos a nivel micro sobre decisiones de transporte ([Berry and Haile 2021](#); [Christensen and Osman 2021](#); [León and Miguel 2017](#)). Para afrontar estas problemáticas, se utiliza información de un experimento a la demanda en el Sistema Integrado de Transporte Público (SITP) en la ciudad de Bogotá, Colombia. El experimento brindó aleatoriamente subsidios mensuales en el SITP dentro de un periodo de cuatro meses. Asignando aleatoriamente a los participantes en tres grupos: i) individuos que fueron ofrecidos subsidios mensuales por \$COP28.000; ii) individuos que fueron ofrecidos subsidios mensuales por \$COP21.000, y iii) un grupo de control. El experimento no intentó cambiar las condiciones que enfrentan los usuarios, sino simplemente reducir costos de acceso al sistema. Así, los participantes del estudio enfrentan tarifas de acceso normales al SITP<sup>2</sup>. Se utiliza información a nivel semanal de los participantes sobre las decisiones por modos de transporte para determinar cambios en la demanda frente a la provisión de subsidios.

Este trabajo aprovecha la combinación detallada de diarios semanales bajo un marco experimental para realizar tres contribuciones al conocimiento del impacto de subsidios en

<sup>1</sup>Con el gran crecimiento prolongado de la población en zonas urbanas, Latinoamérica y el Caribe podrían llegar a cerca de 660 millones de personas habitando en zonas urbanas para 2050 ([World Bank 2021](#)) sugiere para Latinoamérica y el Caribe que el 87,8 % de su población se encontrará en zonas urbanas. Estas predicciones cuentan con una tasa de crecimiento anual de la población urbana entre 1,0 % y 0,4 % anualmente.

<sup>2</sup>Para el periodo analizado, estas tarifas estaban establecidas en \$COP2.500 para el componente Troncal y \$COP2.300 para el componente Zonal del SITP.

el bienestar. Primero, estima aumentos en bienestar de programas de transporte público mediante un modelo de utilidad aleatoria de elección discreta. Cambios en el bienestar pueden ser estimados mediante resultados de los modelos como: i) el valor subjetivo del tiempo (VOT por sus siglas en inglés), estimando la tasa marginal mediante la cual los individuos son indiferentes entre intercambiar unidades de tiempo de viaje con unidades monetarias; y ii) cambios en el Excedente del Consumidor (EC) para estimar la distribución de la variación del bienestar en la población intervenida. Segundo, muestra como estimar el valor del tiempo ahorrado (VTTS por sus siglas en inglés) a partir de diarios semanales de movilidad, utilizando la variación exógena inducida por la provisión de subsidios en el SITP. Tercero, estima los aumentos en bienestar de los subsidios bajo el modelo de utilidad aleatoria y los compara con el VTTS para resaltar la importancia de los modelos estructurales para evaluar las ganancias de los programas de subsidios.

Resultados del experimento muestran que los subsidios reducen el tiempo de viaje. Individuos asignados al grupo de tratamiento disminuyen, en promedio, su tiempo de viaje en 10,6% frente al grupo de control, siendo este efecto explicado por disminuciones en el grupo de tratamiento con subsidios mensuales de \$COP28.000 (disminución de 19,7% frente al grupo de control). Estimaciones del VTTS muestran que los participantes del grupo de tratamiento aumentan su bienestar mensual en \$COP20.110 frente al grupo de control. Personas que reciben subsidios mensuales de \$COP28.000 aumentan su bienestar mensual en \$COP37.209. Por su parte, cálculos del EC demuestran que el grupo de tratamiento aumentó en promedio el bienestar mensual en \$COP48.085 (3,1% del ingreso promedio de los hogares) frente al grupo de control. Lo anterior corresponde a un aumento del bienestar mensual de \$COP58.336 (3,8% del ingreso promedio de los hogares) para el tratamiento con subsidios altos y un aumento del bienestar mensual en \$COP38.121 (2,5% del ingreso promedio de los hogares) para el tratamiento con los subsidios bajos frente al grupo de control. Comparando los cálculos de ambas mediadas, el VTTS no logra capturar completamente las ganancias en bienestar de los subsidios al transporte. El VTTS representa únicamente entre el 41,8% y 63,9% del aumento en bienestar para la muestra completa. Estos resultados resaltan la importancia del uso de modelos estructurales para evaluar los impactos en bienestar en programas de subsidios. Adicional a estos resultados, los subsidios generan un aumento en la probabilidad de utilizar el SITP, junto con una reorganización del reparto modal en los participantes.

Estos efectos promedios no permiten evidenciar la presencia de efectos heterogéneos por motivos del desplazamiento. Estimaciones indican que la variación mensual en el EC es significativamente mayor para los viajes con otros motivos (\$COP100.096 o 6,5% del ingreso promedio de los hogares) que para los viajes de trabajo (\$COP20.951 o 1,3% del ingreso

promedio de los hogares). Individuos responden negativamente al costo del desplazamiento y al tiempo de viaje, no obstante, estos efectos son mayores para los viajes de trabajo. Los viajes por otros motivos reportan, en promedio, tiempos de viaje consistentemente menores a los viajes de trabajo para todos los modos de transporte utilizados. Más aún, desagregando por nivel de ingresos, el quintil más pobre de la muestra, presenta tiempos de viaje comparables por motivos de trabajo, pero visiblemente mayores en viajes por otros motivos. Estos resultados son coherentes con la literatura. Hogares de menores ingresos realizan mayores desplazamientos de trabajo, disponen mayor porcentaje de su ingreso a gastos de transporte y cuentan con mayores tiempos de viaje ([Guzman and Oviedo 2018](#); [Bocarejo et al. 2016](#)). Sumado a esto, la distribución de los viajes de trabajo se concentran en las franjas horarias entre las 4 a.m. y 9 a.m., coincidiendo con la común hora pico de la ciudad. Por su parte, los viajes con otros motivos presentan menor concentración de los desplazamientos en la hora pico. Se utilizan las estimaciones del EC, características del viaje y las personas para determinar los mecanismos detrás de estas diferencias. Se encuentra que los viajes con otros motivos tienen un efecto positivo relativo a los viajes de trabajo en el EC. Asimismo, comparado a la franja horaria de la hora pico, la hora de inicio del viaje aumenta el EC significativamente, mostrando evidencia sugestiva del efecto de la congestión en el EC. De igual manera, se estima una elasticidad del ingreso del EC positiva menor a uno, validando los postulados previos. Este último cálculo corresponde la primera estimación de la elasticidad del ingreso del EC en programas de subsidios al transporte público en la literatura.

Los resultados presentados en este trabajo de investigación deben ser tenidos en cuenta bajo las siguientes salvedades. Primero, debido a su enfoque experimental, una consideración es que los resultados no sean extrapolables a otros contextos y bajo condiciones no experimentales. Segundo, la estrategia empírica utilizada no contempla efectos de equilibrio general en programas de subsidios al transporte de gran escala. Así, los impactos de programas de subsidios pueden contemplar efectos en una gran variedad de variables que se encuentran fuera del alcance de este estudio.

Este trabajo contribuye a diferentes literaturas. La primera vertiente es la literatura que investiga las decisiones modales de las personas. Esta rama construye a partir del trabajo seminal de ([McFadden 1974](#)), donde se reconoce que el problema de la estimación de la demanda por modos de transporte no tiene solución mediante un análisis de regresión estándar. Así, estudios relacionados comprenden el uso de modelos de elección discreta para aproximarse a la estimación de la demanda. Mediante modelos comportamentales y estructurales, estas investigaciones estiman y predicen la repartición modal en las ciudades ([Ben-Akiva and Lerman 1975](#); [McFadden et al. 1977](#); [Train and McFadden 1978](#)). Para el caso de Latinoamérica, la repartición modal ha sido ampliamente estudiada ([Guzman et al. 2021a](#); [Lizana et al.](#)

2021; Guzman et al. 2022; Peña et al. 2022; Iglesias et al. 2022). Mientras reciente literatura empírica ha realizado avances, este trabajo de investigación contribuye a la literatura al utilizar datos experimentales para estimar y validar un modelo de elección discreta por modos de transporte.

Una segunda rama de la literatura explora el efecto de programas experimentales de subsidios al transporte. Esta creciente vertiente empírica de la literatura investiga la relación entre reducciones monetarias en los costos de transporte y resultados del mercado laboral (Phillips 2014; Franklin 2018; Abebe et al. 2021), aumentos en la demanda por movilidad (Christensen and Osman 2021; Bull et al. 2021; Brough et al. 2022; Guzman et al. 2023), y decisiones migratorias en zonas rurales (Bryan et al. 2014). Este trabajo supera algunas de las carencias de la literatura al proponer medidas alternas para medir el impacto de un programa. En particular, se estima la distribución en los cambios en bienestar, permitiendo determinar ganancias individuales en la población estudiada. Comparando los resultados de este trabajo con la evaluación de impacto previa del programa presentada en (Guzman et al. 2023), se estiman aumentos en bienestar hasta 2.7 veces mayores. Esta diferencia en las estimaciones se debe a dos posibles razones. Primero, las estrategias empíricas de ambos trabajos no son comparables. Segundo, la evaluación de impacto presentada en (Guzman et al. 2023) utiliza únicamente la demanda por el SITP, mientras este trabajo incorpora decisiones de movilidad en otros modos de transporte, permitiendo recuperar efectos sustitución.

Por último, este trabajo de investigación contribuye a la literatura que analiza el VTTS. Partiendo del trabajo seminal de (McFadden 1974; McFadden et al. 1977; Train and McFadden 1978), esta rama de la literatura mide los beneficios del ahorro del tiempo mediante el análisis de encuestas de preferencias reveladas basados en la elección por modos de transporte. (Small and Verhoef 2007) realiza un análisis extensivo de la literatura para presentar teoría y hechos estilizados. Literatura más reciente estudia las disposiciones a pagar por reducciones de tiempo (Buchholz et al. 2020) y estimaciones del VOT (Goldszmidt et al. 2020) en plataformas de alquiler de carros. (Tsivanidis 2018; Allen and Arkolakis 2022) evalúan el impacto en bienestar frente a mejoras en la infraestructura del transporte público en las ciudades. Este estudio complementa esta literatura al realizar estimaciones del VOT y VTTS mediante datos experimentales en la provisión de subsidios al transporte público. Para este caso de estudio, se observa que la convencional medida de beneficios del ahorro del tiempo subestima los aumentos en bienestar indirectos de programas de subsidios al transporte. Por consiguiente, resaltando la importancia del uso de modelos estructurales para medir el impacto en aumentos en bienestar.

El trabajo de investigación se organiza de la siguiente manera. La sección 2 realiza una descripción del contexto de Bogotá al igual que los datos utilizados. La sección 3 presenta

el modelo de utilidad aleatoria y de diferencias en diferencias presenta las estadísticas para evaluar beneficios económicos. La sección 4 presenta las estimaciones de los modelos y los impactos en el bienestar de los participantes. Por último, la sección 5 concluye.

## 2 PROGRAMA DE SUBSIDIOS AL TRANSPORTE

Los datos utilizados provienen de un Experimento Aleatorio Controlado (RCT por sus siglas en inglés) realizado en la ciudad de Bogotá, Colombia durante 2021. El programa fue diseñado para evaluar el impacto que subsidios al SITP tienen en la demanda por transporte público en la ciudad. Los resultados de la evaluación de impacto se reportan en (Guzman et al. 2023). Si bien el diseño muestral del programa no fue estructurado para llevar a cabo este trabajo de investigación, la calidad de la información recolectada y la variación experimental permiten realizar una aproximación a la pregunta de investigación utilizando la metodología presentada en la sección 3. La intervención del experimento consistió en brindar subsidios mensuales de transporte durante un periodo de cuatro meses a dos grupos de tratamiento aleatoriamente asignados: tratamiento A, con subsidios mensuales por \$COP28.000; tratamiento B, con subsidios mensuales por \$COP21.000. El experimento no intentó cambiar las condiciones que enfrentan los usuarios, sino simplemente reducir costos de acceso al sistema. Así, los participantes del estudio enfrentan tarifas de acceso normales al SITP. Los participantes en el experimento fueron seleccionados a partir del universo muestral de usuarios frecuentes del SITP<sup>3</sup> sin ningún subsidio activo en el sistema.

La estrategia de investigación utiliza la aleatorización en dos etapas que tuvo el programa. En la primera etapa, los usuarios frecuentes seleccionados fueron contactados, y después de un previo acercamiento y confirmación de participación en el estudio, fueron asignados aleatoriamente a un grupo de control o tratamiento. Durante esta primera interacción, las personas eran informadas de las condiciones de participación, beneficios e incentivos con los que contaba el diseño experimental. En la segunda etapa, aquellas personas que fueron asignadas al grupo de tratamiento fueron nuevamente aleatoriamente asignadas a dos grupos: tratamiento A o tratamiento B. El valor del subsidio (con las tarifas nominales vigentes a la fecha del estudio) cubría hasta un total de 12 y 9 viajes en el SITP para el tratamiento A y tratamiento B respectivamente. El número total de participantes en el experimento fue de 1.607 personas, conformados de la siguiente manera por grupos de tratamiento: control, 806 personas; tratamiento A, 402 personas; tratamiento B, 399 personas. El diseño de una ale-

---

<sup>3</sup>La definición utilizada en el diseño muestral del experimento de usuario frecuente del SITP consistía en dos características: 1) poseer una tarjeta personalizada *TuLlave Plus* (una tarjeta personalizada permite generar un perfil de identificación del tarjeta habiente como nombre, edad, género e información de contacto) y 2) contar con al menos nueve validaciones en el SITP en febrero de 2020

torización doble permite estimar efectos en la asignación de subsidios y efectos heterogéneos por la intensidad del subsidio.

## 2.1 DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Se utilizan dos fuentes de datos recolectadas durante la intervención: encuesta de línea base y encuestas de seguimiento. La [Figura 3](#) muestra la temporalidad de la recolección de los datos. El diseño experimental contempló una encuesta de línea base y un total de 15 encuestas de seguimiento bajo una temporalidad semanal para cada participante. La encuesta de línea de base es previa a la intervención, mientras que algunas encuestas de seguimiento son previas y/o posteriores al inicio de la intervención. La información de las encuestas fue recolectada entre los meses de marzo y noviembre de 2021. La recolección de la información de la encuesta de línea base se llevó a cabo mediante visitas domiciliarias, mientras que las encuestas de seguimiento tenían la versatilidad de poder realizarse de manera telefónica o mediante un aplicativo web dispuesto en la intervención. La información principal utilizada en este trabajo de investigación proviene de los diarios semanales de movilidad recolectados en la encuesta de línea base y las encuestas de seguimiento. Dicha información comprende un indicador si la persona se movilizó el día anterior a la encuesta, motivo, modos de transporte utilizados, hora de salida, hora de llegada y valor del(los) desplazamiento(s) realizado(s). Una posible amenaza a la estrategia de investigación es la disponibilidad de todos los modos de transporte para su elección por parte de los participantes. Durante el periodo de la intervención posibles amenazas corresponden a las restricciones por COVID-19 y externalidades generadas por el paro nacional de 2021. Para ello, se verificó que estos modos se encontraran disponibles en las fechas de las encuestas. La [Figura 4](#) muestra el número de encuestas respondidas y el número de manifestaciones reportadas por la Secretaría de Seguridad, Convivencia y Justicia de Bogotá. Es posible observar que, para las encuestas de línea de base, no existe un alto número de manifestaciones. Sin embargo, para las encuestas de seguimiento, las primeras encuestas de seguimiento respondidas por los participantes coinciden con el inicio (más alto número de protestas reportadas) del Paro Nacional de 2021. Lo anterior sugiere que algunos modos de transporte no se encontraban disponibles en las fechas de la recolección de información.

Una ventaja de los datos recolectados es la estructura de datos panel con la que se cuenta. Evidenciar diferentes decisiones de movilidad para un mismo participante a través del tiempo, cuando diferentes modos de transporte se encontraban disponibles, fortalece la estrategia de investigación. Contar con variación individual en el conjunto de modos de transporte disponibles y variación agregada durante la intervención, permite obtener información de las primeras y segunda decisiones por modos de transporte bajo diferentes condiciones. Adicio-

nalmente, contar con usuarios frecuentes del SITP con altos y bajos niveles de ingresos (ver Figura 6) permite estimar efectos heterogéneos en aumentos de bienestar de los subsidios al transporte.

Complementario a la información de los diarios de movilidad, la encuesta de línea de base cuenta con características socio demográficas de los participantes del experimento. Esta información comprende, género, edad, estado marital, tipo de residencia, estrato, ingresos mensuales del hogar, número de personas en el hogar, estado actual de trabajo (horas y días trabajados), nivel educativo alcanzado, modos de transporte con los que cuenta el hogar, entre otras. Asimismo, en las encuestas se les preguntó a los participantes asignar un valor en una escala de 1 a 10, donde 1 significa “muy baja calidad” y 10 significa “muy alta calidad”, sobre la percepción frente a los diferentes modos de transporte que utilizan y frente al SITP, permitiendo controlar por atributos característicos de los modos de transporte. En un esfuerzo por presentar estimaciones creíbles de cambios en el bienestar, las variables de percepción se incluyen en las especificaciones principales del análisis empírico. Lo anterior para abordar preocupaciones en el sesgo por variable omitida en las estimaciones del EC (León and Miguel 2017).

La Tabla 9 muestra estadísticas descriptivas y balance muestral de la muestra en el periodo de línea base. La muestra se compone en 71.8 % por mujeres (28.2 % de hombres) con un promedio de edad de 43,5 años y puntaje promedio SISBEN 3 de 56,6. El 22,7 % de los participantes se encuentran casados y el 61.7 % vive en una casa propia con 3,7 personas habitando en ella. Del total de personas en el experimento, 86,7 % reportan movilizarse por motivos de trabajo. La jornada laboral promedio de la muestra es de 9 horas diarias, durante 5,2 días de la semana. Sin embargo, 5,9 % de los trabajadores reportan hacerlo desde la casa. Por otro lado, 3,1 % de los participantes reportan movilizarse por motivos de estudio. En cuanto al nivel de educación más alto obtenido por los participantes, 83.4 % reporta tener estudios de secundaria, 41,4 % estudios de pregrado y 3,3 % estudios de postgrado. El ingreso mensual promedio de los hogares de la muestra es de \$COP1.537.632 y utilizando la medida de personas promedio en el hogar, el ingreso per cápita de la muestra es de \$COP413.765. La Figura 6 muestra la distribución espacial de los participantes por grupo de tratamiento y el promedio de los ingresos mensuales de los hogares por barrio de la ciudad. Se evidencia una concentración de participantes del experimento en las periferias sur y occidental de la ciudad, zonas cuyos ingresos promedios mensuales del hogar son bajos. Adicional a esto, los datos de la encuesta multipropósito 2021 de la ciudad de Bogotá, muestran un promedio de salario mensual de las personas de \$COP2.132.160, ubicando a la muestra utilizada en el experimento en el quintil más pobre de la población de la ciudad ( $\leq \$COP905.000$ ).

La Tabla 1 muestra la repartición modal de los participantes del experimento durante

el periodo completo del programa (línea base y encuestas de seguimiento) por grupo de tratamiento. La columna 1 muestra la repartición modal de la muestra completa, mientras que las columnas 3 y 5 muestran la repartición modal por grupo de control y tratamiento respectivamente. En general (columna 1), el modo de transporte más utilizado en la muestra es el componente Zonal del SITP con un 52.1 % de veces escogidas. El segundo modo de transporte más utilizado es el componente Troncal del SITP con 32.7 % de las veces escogidas. Así, el SITP acapara el 83.82 % de los viajes totales de los participantes. Esta repartición modal era esperada partiendo del diseño muestral del experimento: usuarios frecuentes del SITP. Sin embargo, es importante notar la diferencia entre los componentes del SITP, siendo el componente Zonal el preferido por los participantes de la muestra. El 16.18 % de los viajes restantes se reparten de la siguiente manera: automóvil y motocicleta, con 5.8%; caminata, con un 3.3%; algún tipo de taxi, con 3.2%; otros modos de transporte, con 3.8%.

Tabla 1: Elecciones modales de participantes del experimento

Modo de transporte	<i>Grupos de tratamiento</i>					
	Muestra completa		Control		Tratamiento	
	(N = 1,607)	Desv. Estand.	(N = 806)	Desv. Estand.	(N = 801)	Desv. Estand.
Modo de transporte	Promedio	Desv. Estand.	Promedio	Desv. Estand.	Promedio	Desv. Estand.
Zonal	0,5111	0,4999	0,5179	0,4997	0,5051	0,5000
Troncal	0,3271	0,4692	0,3034	0,4598	0,3485	0,4765
Automóvil y Motocicleta	0,0583	0,1610	0,0622	0,1644	0,0547	0,1578
Caminando	0,0332	0,1792	0,0407	0,1976	0,0264	0,1606
Taxi-Mototaxi	0,0322	0,1766	0,0346	0,1828	0,0301	0,1709
Otro	0,0381	0,1914	0,0413	0,1991	0,0352	0,1842

*Nota:* Esta tabla presenta el promedio y la desviación estándar de la probabilidad de escoger cada categoría de modos de transporte en la muestra. Las columnas 1 y 2 presentan el promedio y desviación estándar para la muestra completa respectivamente. Las columnas 3 y 4 presentan el promedio y desviación estándar para la muestra de participantes del experimento que fueron asignados al grupo de control. Dentro de esta submuestra se encuentran 806 personas. Las columnas 5 y 6 presentan el promedio y la desviación estándar para los participantes asignados al grupo de tratamiento. Este grupo de tratamiento se conforma por personas tanto en el grupo de tratamiento A \$COP28.000 y tratamiento B \$COP21.000. Dentro de esta submuestra se encuentran 801 personas. Cada fila representa una variable indicadora por cada encuesta respondida por participantes frente a la decisión modal en su desplazamiento. Así, las filas representan la proporción de uso de cada categoría por modos de transporte utilizadas por tipo de muestra.

## 2.2 BOGOTÁ: UN CONTEXTO EN DESARROLLO

Bogotá cuenta con un área urbana de 417 Km<sup>2</sup> y una población de 7,38 millones de habitantes para 2019. La ciudad alberga cerca del 25 % y el 15 % del PIB y la población de Colombia respectivamente. Dentro de su territorio, Bogotá cuenta con una distribución de su población heterogénea en niveles de ingresos y oportunidades ([Guzman et al. 2017b](#)). Cerca del 73 % de la población de la zona urbana reside en zonas de estratos 2 (38,4 %, con 2,836 millones

de personas) y 3 (35 %, con 2,588 millones de personas). Estas zonas se encuentran asociadas con las mayores tasas de desempleo, densidad poblacional, menor acceso a oportunidades y bajos niveles de ingresos en la ciudad (Cantillo-García et al. 2019). Espacialmente estas zonas de bajos ingresos se encuentran ubicadas en las periferias sur y occidental de la ciudad (ver Figura 6), contando con bajos índices de asequibilidad al transporte público (Guzman and Oviedo 2018) y mayor distancia a los centros de empleo de la ciudad (Guzman et al. 2017a). Los hogares de ingresos medios se ubican predominantemente en el centro, mientras que hogares con mayores ingresos suelen estar ubicados en la parte noreste de la ciudad.

En las últimas décadas, Bogotá ha tenido una reorganización en su estructura de transporte público. En el inicio del siglo, la administración local de la ciudad adelantó el proceso de modernización del transporte público, dejando atrás un modelo obsoleto basado en la tercerización del transporte a los operadores de buses, hacia una centralización mediante la estructura de un BRT (por sus siglas en inglés) mediante TransMilenio. Actualmente, el transporte público de la ciudad se conoce como el Sistema Integrado de Transporte Público (SITP), el cual se encuentra conformado por dos componentes esenciales en su funcionamiento. El componente Troncal se caracteriza por su estructura de BRT<sup>4</sup>, cuenta con un total de 157 estaciones y un promedio de un millón de usuarios diarios. A este componente se agregó en 2018 la infraestructura del TransMiCable, con el fin de brindar una solución a la accesibilidad a los barrios de la zona sur de la ciudad. El valor nominal de la tarifa del componente Troncal vigente durante la ejecución de la intervención fue de \$COP2.500. En segundo lugar, el componente Zonal se caracteriza por contar con buses de menor capacidad y utilizar la infraestructura vial de la ciudad sin carriles exclusivos para su tránsito. Este componente utiliza buses que conectan las zonas de la ciudad con el componente Troncal. Para 2021, el componente Zonal contó con más de 450 rutas y movilizó en promedio cerca de 830 mil pasajeros diariamente. Este componente cuenta con algunas rutas conectoras (Alimentadores) sin costo de acceso. Sin embargo, el valor nominal de la tarifa del componente Zonal vigente para la ejecución de la intervención fue de \$COP2.300.

Bogotá cuenta con un promedio de 16 millones de viajes diarios para 2019. En detalle, la repartición modal de la ciudad es: 24,5 % caminando; 15.6 %, viajes en el componente Troncal; 15,3 %, viajes en el componente Zonal; 14,3 %, viajes en automóvil; 7,4 %, viajes en bicicleta; 5.7 %, viajes en motocicleta; 17 %, viajes en otros modos. Sin embargo, las decisiones modales dependen altamente del nivel de ingreso de las personas. Hogares de estratos bajos, suelen realizar viajes multimodales, con mayores distancias transitadas y mayor tiempo de

<sup>4</sup>Este tipo de infraestructura hace uso de buses que transitan por carriles de uso exclusivo en la infraestructura vial de la ciudad. Se caracterizan adicionalmente por contar con estaciones las cuales cuentan con acceso mediante una tarjeta de transporte y su pago se realiza antes de acceder a las plataformas de embarque o desembarque.

víaje. Así, las decisiones modales de hogares de estrato bajo, y así para la muestra del experimento, los tiempos de viajes y costos son determinantes claves en la elección modal de los desplazamientos ([Guzman and Oviedo 2018](#)).

Bajo este contexto, Bogotá brinda dos principales características como contexto atractivo para realizar un análisis empírico. Primero, la existencia de un experimento de subsidios al transporte público en uno de los sistemas BRT más grandes del mundo. Segundo, el sistema de transporte público de la ciudad maneja uno de los mayores volúmenes de viajeros diarios del mundo, convirtiéndolo en un caso de estudio interesante para comprender los incentivos y aumentos en bienestar de programas de subsidios al transporte.

### 3 USANDO TEORÍA PARA MEDIR IMPACTOS DE SUBSIDIOS AL TRANSPORTE

En esta sección se describe el modelo de utilidad aleatoria, descomponiendo las respuestas de la demanda inducida por la variación experimental en la asignación de los subsidios. Con la recolección de las encuestas de línea base y de seguimiento, se cuenta con información sobre el modo de transporte utilizado, hora de inicio, hora de llegada, costo monetario, y percepciones frente al modo utilizado de cada uno de los desplazamientos reportados por los participantes. Esta información es utilizada para modelar la demanda por modos de transporte bajo un marco de elección discreta. De esta manera es posible estimar la demanda por modos de transporte, los *trade-offs* entre costo y tiempo de viaje, repartición modal y el EC.

#### 3.1 MODELO DE ELECCIÓN DISCRETA MIXED LOGIT

El modelo presentado en esta sección se denomina bajo la categoría de modelos de utilidad aleatoria de elección discreta por modos de transporte. Teniendo en cuenta que la literatura se encuentra estudiada para el caso de Bogotá ([Guzman et al. 2021a, 2022; Peña et al. 2022](#)), las principales diferencias de mi estrategia de investigación son: 1) uso de datos experimentales para estimar y validar un modelo de elección discreta por modos de transporte e 2) inclusión de la asignación de la intervención en la utilidad de las personas. De esta manera, el planteamiento del modelo debe tener en cuenta como la asignación aleatoria al tratamiento induce cambios en las decisiones por modos de transporte. El modelo presentado a continuación se encuentra basado en ([León and Miguel 2017](#)). Sin embargo, modificaciones pertinentes para estudiar la decisión por modos de transporte son tenidas en cuenta.

Se modela la decisión de la persona  $i$  por usar el modo de transporte  $j$  ( $j \in J$ , para un conjunto discreto y finito de modos de transporte  $J$ ) en el periodo  $t$  ( $t \in T$ , para un conjunto discreto y finito de número de diarios de movilidad respondidos) para movilizarse en la ciudad utilizando un modelo de decisión discreta de utilidad aleatoria:

$$y_{ijt} = \begin{cases} 1 & \text{si individuo } i \text{ utiliza modo de transporte } j \text{ en el periodo } t \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad (1)$$

Donde, la persona  $i$  utiliza un modo de transporte  $j$  en el periodo  $t$  ( $\sum_j y_{ijt} = 1$ ) y todas las alternativas  $j \in J$  tienen una probabilidad positiva de ser escogida ( $Pr(y_{ijt}) > 0 \forall j$ ). El conjunto de elección está compuesto por 6 alternativas de modos de transporte para desplazarse en la ciudad: caminata, transporte privado (automóviles y motocicletas), taxi, componente Troncal del SITP, componente Zonal del SITP y otros modos de transporte. Donde  $j_t = 1, \dots, J_t$  corresponden a los “bienes interiores” disponibles para el participante  $i$  en el periodo  $t$ , mientras que  $j = 0$  denota el “bien exterior” para todos los periodos. En este caso de estudio, la caminata se denota como el bien exterior. La utilidad que la persona  $i$  deriva de escoger la alternativa  $j$  en el periodo  $t$  se encuentra descrita por:

$$U_{ijt} = \underbrace{\theta_i \text{Precio\_Viaje}_{jt} + \beta_i \text{Tiempo\_Viaje}_{ijt}}_{\substack{\text{Costo monetario: } c_{jt}^m \\ \text{Costo de oportunidad: } c_{ijt}^o}} + \tau \text{Tratamiento}_i + \Omega' \mathbf{X}_{ijt} + \underbrace{\varepsilon_{ijt}}_{\substack{\text{Utilidad no observada} \\ \text{Utilidad observada: } V_{ijt}}} \quad (2)$$

Donde  $\theta_i$  y  $\beta_i$  son coeficientes aleatorios individuales por persona.  $\tau$  y  $\Omega$  son coeficientes fijos para cada modo de transporte  $j$ .  $c_{jt}^m$  es el costo monetario en el modo de transporte  $j$  en el periodo  $t$ .  $c_{ijt}^o$  es el costo de oportunidad medido como el tiempo destinado en completar el viaje ( $\text{Tiempo\_Viaje}_{it}$ ) para el participante  $i$  en el modo de transporte  $j$  y periodo  $t$ . Se definen los costos totales asumidos por el participante  $i$  al elegir el modo de transporte  $j$  en el periodo  $t$  mediante  $c_{ijt} = c_{jt}^m + c_{ijt}^o$ .  $\text{Tratamiento}_i$  es una variable indicadora igual a 1 si la persona  $i$  fue asignada a uno de los dos grupos de tratamiento, cero de lo contrario.  $\mathbf{X}_{ijt}$  es un vector de atributos observables.  $V_{ijt}$  es la parte observada de la utilidad y  $\varepsilon_{ijt}$  es un término de error no observado i.i.d. error extremo tipo 1. Este supuesto distribucional sobre el parámetro no observado de la utilidad conlleva dos implicaciones. En primer lugar,  $\varepsilon_{ijk} = \varepsilon_{ijt} - \varepsilon_{ikt}, \forall j, k \in J$  y  $\forall j \neq k$  sigue una distribución logística. Segundo, la probabilidad de un participante  $i$  de seleccionar un modo de transporte  $j$  en el periodo  $t$  y el EC presentan formas cerradas.

Empíricamente, el VOT y EC se estiman mediante un marco conceptual de los modelos Logit (McFadden 1974; Train 2009). Así, la probabilidad condicional que un participante  $i$  utilice la alternativa  $j \in J$  en el periodo  $t$  se define como:

$$P_{ijt} = \Pr(y_{ijt} = 1) = \frac{\text{Exp}(V_{ijt})}{\sum_{k \in J} \text{Exp}(V_{ikt})} \quad (3)$$

Hasta este punto, el modelo planteado corresponde a la estimación de un modelo logit condicional (Train 2009). Sin embargo, la simplicidad de estos modelos juega un papel importante en las limitaciones que incorpora en la estimación de la demanda: i) imponer el supuesto de Independencia de Alternativas Irrelevantes (IIA, por sus siglas en inglés); ii) no incluye variación aleatoria de las preferencias de individuos; iii) no permite autocorrelación de factores no observados en el tiempo; iv) supone que todos los participantes en la muestra cuentan con las mismas preferencias (Train 2009; León and Miguel 2017). El supuesto de IIA es potencialmente restrictivo en este caso de estudio, debido a que se cuenta con múltiples viajes realizados por el mismo individuo en el tiempo bajo la disponibilidad de distintos conjuntos de decisión por modos de transporte (ver sección 2.1 y la Figura 4 para mayor información). Para solucionar estas limitaciones se utiliza un modelo mixed logit introduciendo heterogeneidad en las preferencias de las personas (Berry and Haile 2021), permitiendo estimar coeficientes a nivel individual y recuperar la distribución completa del excedente del consumidor en la población (León and Miguel 2017).

Las probabilidades incondicionales de un modelo mixed logit corresponden a las integrales de las probabilidades de un modelo logit condicional sobre la distribución de los parámetros. Esta probabilidad toma la forma de:

$$P_i(\gamma) = \int S_i(\gamma) \mathbf{f}(\gamma|\varsigma) d\gamma \quad (4)$$

Sin embargo, debido a la estructura panel presente en los datos, la integral debe incluir el producto de todas las fórmulas logit. Este producto define la secuencia observada de decisiones por la persona  $i$  como:

$$S_i(\gamma) = \prod_{t=1}^T P_{ijt}(\gamma) \quad (5)$$

Donde el producto incluye la probabilidad en la ecuación 3 por cada uno de los períodos. En la ecuación 4,  $\mathbf{f}(\cdot)$  es una función de densidad y  $S_i(\gamma)$  corresponde a la secuencia observada de decisiones de la parte observada de la utilidad ( $V_{ijt}$  y donde  $\gamma = (\theta_i, \beta_i, \tau, \Omega)$ ). Así, las probabilidades de un modelo *mixed logit* son el promedio ponderado de la ecuación 3 evaluada en diferentes valores de  $\gamma$ . Los pesos asignados corresponden a la distribución  $\mathbf{f}(\gamma|\varsigma)$  utilizada

(conocido ampliamente en la literatura como *mixing distribution*). Se asume el uso de una distribución triangular. Esta distribución presenta características deseables, como continuidad y simetría. Adicionalmente, la distribución implica la estimación de un solo parámetro  $\varsigma$  para cada variable aleatoria, haciendo la estimación computacionalmente manejable. La distribución se caracteriza también por no presentar colas anchas, característica principal de otras distribuciones (normal y lognormal<sup>5</sup>).

### 3.2 CUANTIFICACIÓN DEL IMPACTO EN BIENESTAR DE SUBSIDIOS AL TRANSPORTE

**Excedente del consumidor:** Para responder a la pregunta de investigación, se aproximan los aumentos en bienestar mediante la estimación del EC. Utilizando el marco conceptual descrito por (Train 2009), el EC es la utilidad, en términos monetarios, que una persona percibe dada su decisión modal. Por definición, el EC es  $EC_{it} = (1/\theta_i)\max_j(U_{ijt})$ , donde  $\theta_i$  es la utilidad marginal del ingreso de la persona  $i$ . (Train 2009) propone como alternativa utilizar el costo o precio del viaje debido a su relación equivalente con el ingreso. Una reducción en una unidad monetaria en los costos o precios, es equivalente a un aumento de una unidad en el ingreso. Lo anterior debido a que una persona gasta la unidad monetaria que ahorra en costos de la misma manera que si tuviera una unidad monetaria extra de ingreso. Dado que no se observa  $U_{ijt}$ , se utiliza la parte observable de la utilidad,  $V_{ijt}$  y la distribución de la parte no observada de la utilidad ( $\varepsilon_{ijt}$ ). De esta manera, es posible calcular el EC esperado utilizando todos los posibles valores de  $\varepsilon_{ijt}$ . (Small and Rosen 1981) demostraron, que si cada  $\varepsilon_{ijt}$  es i.i.d. valor extremo tipo 1 y la utilidad es lineal en el ingreso, el excedente del consumidor puede estimarse mediante:

$$\mathbb{E}(EC_{it}) = \frac{1}{\alpha_i} \ln \left( \sum_{j=1}^J e^{V_{ijt}} \right) + C \quad (6)$$

Donde  $C$  es una constante desconocida que representa el hecho que el nivel total de la utilidad no puede ser medido. La ecuación 6 describe el EC promedio para la población que presentan la misma utilidad que la persona  $i$ . El EC en la población es calculado como la suma ponderada de la ecuación 6 en la muestra del experimento, los pesos reflejando el número de personas en la población que enfrentan las mismas utilidades representativas que los participantes del experimento. El cambio en EC que resulta de la intervención se calcula a partir de la ecuación 6. En particular, se calcula  $EC_{it}$  dos veces: 1) bajo condiciones antes de

---

<sup>5</sup>Al igual que en (León and Miguel 2017), las estimaciones utilizando las distribuciones normal y lognormal presentan estimadores menos precisos de los coeficientes en la aplicación empírica de la intervención y suelen no converger. Por estas razones se presentan los resultados utilizando una distribución normal.

la intervención, 2) bajo condiciones durante la intervención. La diferencia de ambos resulta en el cambio en el excedente del consumidor:

$$\Delta \mathbb{E}(EC_{it}) = \frac{1}{\alpha_i} \left[ \ln \left( \sum_{j=1}^{J_{\text{Durante}}} e^{V_{ijt}^{\text{Durante}}} \right) - \ln \left( \sum_{j=1}^{J_{\text{Antes}}} e^{V_{ijt}^{\text{Antes}}} \right) \right] \quad (7)$$

Es importante evidenciar que la constante  $C$  desaparece debido a que entra en el cálculo antes y durante la intervención del excedente del consumidor y por consiguiente puede ignorarse en el análisis. Sin embargo, la adopción escalonada del tratamiento genera dudas de autoselección del tratamiento, sesgando probablemente las estimaciones del cambio del EC. Para abordar estas problemáticas, se estima el cambio en EC mediante el estimador propuesto por (Gardner 2022). Esta metodología implementa un estimador de diferencias en diferencias en dos etapas, solucionando los problemas comunes expuestos en la literatura (Goodman-Bacon 2021). En la primera etapa, efectos de cohorte y tiempo se identifican para los participantes del grupo de control, mientras el efecto promedio en los tratados (ATT, por sus siglas en inglés) se identifica en la segunda etapa al comparar los resultados de participantes tratados y participantes del grupo de control.

**Valor del tiempo:** Siguiendo el trabajo de (Small and Rosen 1981), se calcula el valor del tiempo como la razón entre la utilidad marginal del tiempo de viaje y la utilidad marginal del costo del viaje.

$$VOT_i = -\frac{d \text{ Tiempo\_viaje}}{d \text{ Costo}} = \frac{\partial U_{ijt}/\partial c_{ijt}^o}{\partial U_{ijt}/\partial c_{ijt}^m} = \frac{\beta_i}{\theta_i} \quad (8)$$

La ecuación 8 se conoce como el Valor del Tiempo ( $VOT_i$ ) y es comúnmente utilizada en la literatura de transporte (Goldszmidt et al. 2020; Buchholz et al. 2020; Christensen and Osman 2021). En esta especificación,  $\beta_i$  representa el cambio marginal en la utilidad de aumentar el tiempo de viaje, mientras  $\theta_i$  captura el cambio marginal en la utilidad frente a un cambio en el precio, y corresponde al valor monetario de una unidad adicional de utilidad<sup>6</sup>. Así, el VOT es la tasa marginal a la cual los individuos son indiferentes entre intercambiar unidades de tiempo de viaje con unidades monetarias en el precio del modo de transporte escogido.

**Tiempo de viaje:** Los efectos de programas de subsidios no se concentran únicamente en

---

<sup>6</sup>**Supuesto clave:** para el excedente del consumidor y  $VOT_i$ , la utilidad marginal del ingreso es independiente del ingreso.

cambios en la demanda por modos de transporte. Así, para determinar si los subsidios tienen un impacto en los tiempos de viaje de las personas, es necesario utilizar una estrategia empírica distinta a un modelo de elección discreta. Debido a la variación exógena en la asignación a los grupos de tratamiento, una simple comparación de medias permitiría encontrar el efecto promedio en los participantes tratados. No obstante, el uso escalonado del tratamiento (ver [Figura 5](#)) no permite aproximarse adecuadamente al contrafactual mediante una comparación de medias. Para resolver este problema se utiliza un modelo *Two Way Fixed Effects* (**TWFE**). El modelo a estimar es:

$$\text{Tiempo\_Viaje}_{ie} = \delta_i + \phi_e + \text{Tratamiento}_{ie} + \mathbf{X}'_{ie}\Omega + \vartheta_{ie} \quad (9)$$

Donde  $\text{Tiempo\_Viaje}_{ie}$  corresponde al tiempo de viaje reportado<sup>7</sup> por el participante  $i$  en la encuesta de seguimiento  $e$ .  $\text{Tratamiento}_{ie}$  es una variable indicadora igual a uno desde la encuesta  $e$  en que se dio el uso del tratamiento, cero de lo contrario.  $\delta_i$  y  $\phi_e$  son efectos fijos de participante y número de encuesta respectivamente. Sin embargo, el modelo en la [ecuación 9](#) presenta una preocupación importante: autoselección al uso del tratamiento. En detalle, dadas las características de la intervención, los participantes asignados al grupo de tratamiento pueden hacer uso de las transferencias monetarias en cualquier momento de la vigencia de las recargas (ver [Figura 5](#)). La decisión de hacer uso del tratamiento puede presentar un problema en las estimaciones. Para valorar la importancia de la autoselección, se estudian los cambios en tiempo de viaje relativo a la exposición del tratamiento. Así, se utiliza una especificación de estudio de eventos. La estimación se describe de la siguiente manera:

$$\text{Tiempo\_Viaje}_{ie} = \delta_i + \phi_e + \sum_{s=1}^S \tau_s \times \text{Tratamiento}_{ies} + \mathbf{X}'_{ie}\Omega + \vartheta_{ie} \quad (10)$$

Donde  $\text{Tiempo\_Viaje}_{ie}$ ,  $\delta_i$  y  $\phi_e$  se encuentran definidos anteriormente.  $\text{Tratamiento}_{ies}$  es una variable indicadora igual a uno si en la encuesta de seguimiento  $e$  la persona  $i$  utilizó el tratamiento en el evento  $s$ , cero de lo contrario. Así,  $\tau_s$  permite recuperar el efecto en términos relativos a la ocurrencia del evento (hasta 16 diarios semanales de movilidad; 1 línea base y 15 encuestas de seguimiento. Ver [sección 2.1](#) para mayor información). Valores negativos de  $s$

---

<sup>7</sup>Los tiempos de viaje son calculados para cada participante utilizando la diferencia entre la hora de inicio y la hora de finalización del viaje. Debido a que en las encuestas no se realizó la división entre 1) tiempo de desplazamiento al modo de transporte, 2) tiempo de espera y 3) tiempo de viaje en el modo de transporte escogido, la medida utilizada comprende una agregación completa del tiempo total para cada desplazamiento.

denotan el número de encuestas de seguimiento precedentes al uso del tratamiento y valores positivos de  $s$  se refieren al número de encuestas posteriores al uso del tratamiento. De esta manera,  $s = 0$  indica el efecto instantáneo del tratamiento en los tiempos de viaje.  $\mathbf{X}_{ie}$  es un vector de controles con variación por participante  $i$  y encuesta de seguimiento  $e$ . Este vector contiene el costo total del desplazamiento, indicador del día de la semana e indicador de modo de transporte utilizado. Los modelos presentados en la [ecuación 9](#) y [ecuación 10](#) producen efectos insesgados del efecto causal de los subsidios al transporte en el tiempo de viaje de los participantes si se cumple el supuesto de tendencias paralelas. Una práctica convencional utilizada para apoyar el supuesto de tendencias paralelas consiste en probar si los participantes del grupo de tratamiento y de control tienen efectos diferentes en el resultado antes del tratamiento. La idea es demostrar visualmente que, si no se hubiera asignado el tratamiento, el ATT en los períodos posteriores al uso del tratamiento no permitiría rechazar la hipótesis nula de no diferencia en los tiempos de viaje entre ambos grupos, al igual que en los períodos anteriores al tratamiento. La [Figura 1](#) provee información sugestiva del cumplimiento de este supuesto.

## 4 RESULTADOS

**Cambios en tiempos de viaje:** La [Tabla 2](#) muestra las estimaciones del modelo en la [ecuación 9](#). Cada columna representa una regresión, con las columnas 1 y 2 utilizando la primera etapa de aleatorización del tratamiento (asignación al grupo de tratamiento), mientras que las columnas 3 y 4 presentan las estimaciones utilizando la segunda etapa de aleatorización del tratamiento (intensidad del tratamiento). La variable dependiente es la diferencia en minutos entre la hora reportada de llegada y la hora de inicio de los desplazamientos. Dada la construcción de las variables de tratamiento para el modelo en la [ecuación 9](#), los resultados presentados en la [Tabla 2](#) hacen referencia al ATT. La tabla muestra reducciones en el tiempo de viaje en las personas asignadas al grupo de tratamiento. Este efecto corresponde a una reducción en 10 minutos del tiempo de viaje (columna 2) o 10,6% respecto al grupo de control. Al desagregar por intensidad del subsidio, el grupo de tratamiento A disminuye el tiempo de viaje reportado en hasta 19 minutos por trayecto frente al grupo de control. Este efecto representa una disminución del 19,7% frente al promedio de tiempo de viaje reportado del grupo de control. Por su parte, no existe un efecto significativo para los participantes del grupo de tratamiento B.

A continuación, se explora como varía el efecto del tratamiento frente a la exposición a los subsidios de transporte. La [Figura 1](#) presenta los efectos del programa en los tiempos de viaje según el número de encuestas de seguimiento que ha estado expuesta una persona.

Tabla 2: Estimaciones de los tiempos de viaje

<i>Variable dependiente: Tiempo de viaje</i>			
<i>Muestra</i>			
	Asignación Tratamiento	Intensidad tratamiento	
	(1)	(2)	(4)
Grupo tratamiento	-10,19 (3,680)	-10,06 (3,686)	
Tratamiento A: \$COP28.000		-19,56 (7,512)	-18,66 (7,425)
Tratamiento B: \$COP21.000		-1,000 (4,021)	-1,605 (4,283)
Observaciones	14.610	14.610	14.610
R <sup>2</sup>	0,2077	0,2179	0,2081
Controles	No	Si	No
Efectos fijos: Encuesta	Si	Si	Si
Efectos fijos: Persona	Si	Si	Si

*Nota:* Esta tabla presenta los resultados de la [ecuación 9](#). Todas las regresiones fueron estimadas utilizando la función `feols` del paquete `fixest` ([Bergé \(2018\)](#)) en R. Las estimaciones de la variable de tratamiento representan el efecto promedio en los tratados. La variable dependiente en todas las columnas es el tiempo de viaje reportado por cada desplazamiento en las encuestas de seguimiento. Tiempo de viaje representan la agregación de: 1) tiempo de desplazamiento hasta el modo de transporte, 2) tiempo de espera y 3) tiempo de desplazamiento. En las columnas 1 y 2, la variable de tratamiento es igual a uno en la encuesta de seguimiento que se uso el tratamiento condicional a ser previamente asignado al grupo de tratamiento, cero de lo contrario. Por otra parte, en las columnas 3 y 4 las variables de tratamiento son igual a uno en la encuesta de seguimiento condicional al monto del subsidio al cuál fueron elegidos, cero de lo contrario. Las columnas 2 y 4 presentan estimaciones utilizando el vector de controles  $\mathbf{X}_{ie}$ . Las variables de control incluidas son el costo total del desplazamiento, indicador del día de la semana e indicador de modo de transporte utilizado. En paréntesis se presentan los errores estándar clusterizados por persona y número de encuesta de seguimiento.

Cada punto en la figura representa el ATT de los subsidios relativo a la ocurrencia del uso del tratamiento. Valores negativos en el eje x representan el efecto precedente de los subsidios en el tiempo de viaje reportado. Valores positivos representan el efecto posterior de los subsidios en el tiempo de viaje. Las líneas verticales representan los intervalos de confianza del 95 % de los estimadores presentados. En los periodos pre tratamiento no es posible rechazar la hipótesis nula de no efecto significativo del programa, brindando evidencia del cumplimiento del supuesto de tendencias paralelas. El [panel 1a](#) presenta las estimaciones utilizando la asignación del tratamiento, mientras el [panel 1b](#) presenta estimaciones utilizando la intensidad de los subsidios. Las estimaciones muestran un efecto persistente en reducciones en el tiempo de viaje para personas asignadas al grupo de tratamiento. Para la primera encuesta después de haber utilizado el tratamiento, los subsidios reducen los tiempos de viaje en 10 minutos (significativo al 1 %), representando una disminución del 10 % frente al promedio del grupo de control. Sin embargo, este efecto desaparece entre las encuestas 1 a la 3. No obstante, El efecto vuelve a ser significativo y se mantienen durante las encuestas restantes, llegando a

una disminución de 22 minutos en la novena encuesta (significativo al 1%), representando una disminución de 24% frente al grupo de control. Por su parte, el [panel 1b](#) muestra el efecto de la exposición del tratamiento desagregado por la intensidad del mismo. Personas asignadas al grupo de tratamiento A (\$COP28.000) disminuyen su tiempo de viaje en función de la exposición al tratamiento. La mayor disminución en tiempo de viaje se encuentra en la séptima encuesta, con una reducción de 32 minutos o una disminución del 34.2% respecto al grupo de control. Sin embargo, para el grupo de tratamiento B (\$COP21.000) la historia es clara: no existe efecto promedio frente a la exposición a los subsidios.

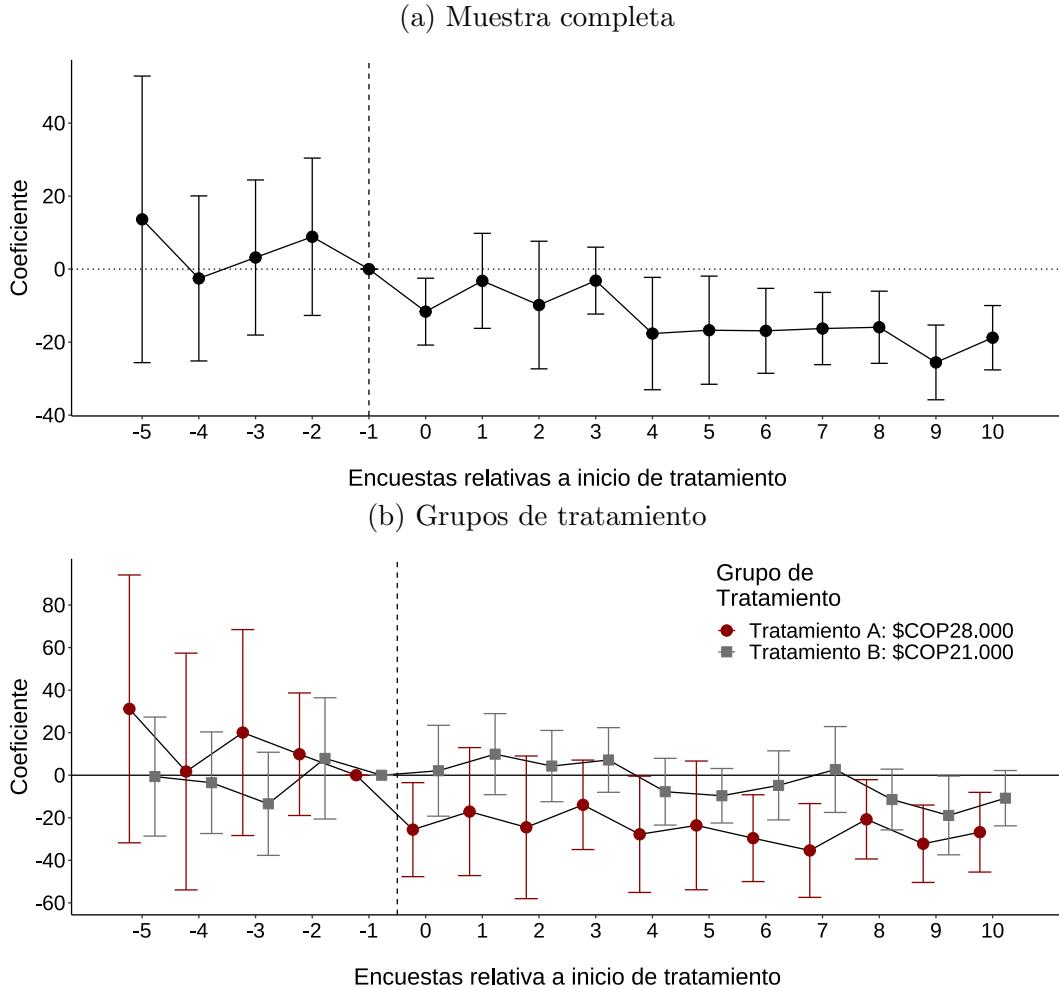
**Estimaciones modelo de elección discreta:** La [Tabla 3](#) presenta las estimaciones del modelo mixed logit preferido. Los resultados presentados corresponden a las estimaciones de las regresiones de la variable indicadora de elección por modos de transporte sobre los costos totales, variable indicadora de asignación al grupo de tratamiento y las variables de control (edad, género, número de personas, variable indicadora de algún vehículo en el hogar y percepciones de seguridad). La [Tabla 3](#) presenta las estimaciones de los coeficientes aleatorios incluidos en el modelo: costo y tiempo total del desplazamiento. Estimaciones de la asignación al grupo de tratamiento y controles se presentan en las Figuras [7a](#) y [7b](#) respectivamente. Cada observación representa una decisión individual sobre desplazamientos en la ciudad. Dentro de las estimaciones se supone que los coeficientes aleatorios de la utilidad aleatoria siguen una distribución triangular. La tabla presenta estimaciones del modelo para la muestra completa (columna 1), viajes con motivo de trabajo (columna 2), viajes con otros motivos (columna 3), antes (columna 4) y durante la intervención (columna 5).

Los resultados muestran que las personas prefieren modos de transporte con menores costos monetarios y con menor tiempo de viaje (filas 1 y 2). Las estimaciones para los coeficientes del precio del viaje son significativamente negativos para todas las especificaciones, excepto para los viajes con otros motivos. Las columnas 4 y 5 reportan cálculos de la utilidad marginal del precio del viaje significativamente menores para la muestra antes de la intervención (-0,461) y la muestra durante (-0,237). Lo anterior implica una disminución en la sensibilidad al precio de los desplazamientos antes y durante la intervención. Por su parte, los coeficientes para el tiempo de viaje son estadísticamente negativos en todas las columnas. Adicionalmente, la asignación aleatoria de los subsidios fomenta la demanda por el SITP. Para el grupo de tratamiento A, la demanda por el componente Troncal aumenta<sup>8</sup> en 107% relativo al uso de la caminata y al grupo de control, mientras para el componente Zonal aumenta en 27,8% respecto a la caminata y grupo de control ([Figura 7a](#)). Por su parte, las

---

<sup>8</sup>El coeficiente reportado para el grupo de tratamiento A es de 0,7249 (error estándar de 0,3113). Debido que Stata reporta *relative-risk ratios*, la transformación para obtener el cambio en porcentaje de las *odds ratios* es 100%[ $\exp(\beta) - 1$ ]. Así, 106,45% = 100 \* [ $\exp(0,7249) - 1$ ].

Figura 1: Exposición al tratamiento - tiempos de viaje



**Nota:** Esta figura presenta los resultados de la [ecuación 10](#). Las regresiones fueron estimadas utilizando la función `feols` del paquete `fixest` ([Bergé \(2018\)](#)) en R. La figura presenta el efecto promedio de la exposición al tratamiento. La variable dependiente en todas las columnas es el tiempo de viaje reportado por cada desplazamiento en las encuestas de seguimiento. Tiempo de viaje representan la agregación de: 1) tiempo de desplazamiento hasta el modo de transporte, 2) tiempo de espera y 3) tiempo de desplazamiento. El eje x presenta el efecto relativo a la ocurrencia del evento, en este caso el uso del tratamiento. Valores negativos denotan el número de encuestas de seguimiento precedentes al uso del tratamiento y valores positivos corresponden al número de encuestas posteriores al uso del tratamiento. Así, 0 corresponde al efecto instantáneo del tratamiento en los tiempos de viaje. El panel a presenta las estimaciones utilizando el grupo de tratamiento unificado, mientras el panel b presenta las estimaciones utilizando la intensidad del tratamiento. Ambos paneles utilizan un vector de controles que comprenden el costo del desplazamiento, efectos fijos de días de la semana y alternativa. Los errores estándar reportados se encuentran clusterizados a nivel de persona × número de encuesta de seguimiento.

estimaciones permiten evidenciar que la asignación del grupo de tratamiento B, no fomenta la demanda por ningún modo de transporte comparado al uso de la caminata y al grupo de control.

**Repartición modal:** ¿La asignación al grupo de tratamiento genera cambios en la repartición modal de la muestra? La [Figura 2](#) muestra las estimaciones de la [ecuación 5](#) utilizando las especificaciones para la muestra completa (columna 1), antes de la intervención (columna

Tabla 3: Decisiones de transporte - Estimaciones modelo Mixed Logit con controles

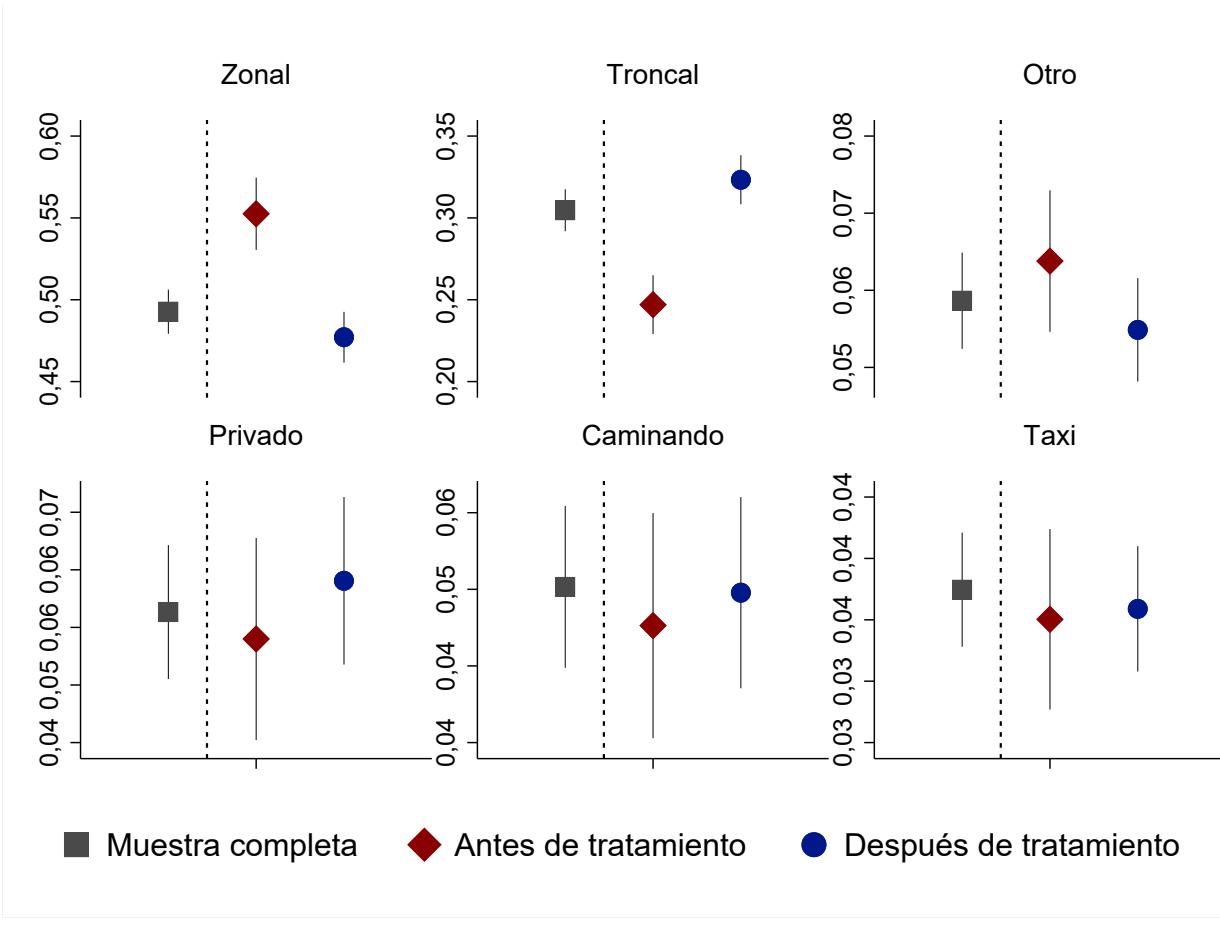
	<i>Variable dependiente: Decisión modos de transporte</i>				
	Muestra	Motivo del viaje		Temporalidad	
	Completa	Viajes de trabajo	Resto de viajes	Antes	Durante
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<b>Coeficientes aleatorios</b>					
Costo monetario ( $\theta_i$ )	-0,259 (0,0326)	-0,997 (0,0885)	-0,0544 (0,0390)	-0,461 (0,0786)	-0,237 (0,0374)
Costo de oportunidad ( $\beta_i$ )	-0,0272 (0,0018)	-0,0369 (0,0037)	-0,0300 (0,0024)	-0,0250 (0,0034)	-0,0330 (0,0019)
Observaciones	88.518	58.908	29.610	23.958	64.560
Controles	Si	Si	Si	Si	Si
Errores estándar	Individuo	Individuo	Individuo	Individuo	Individuo
Loglikelihood	-13,861	-6,737	-5,588	-3,663	-9,958
Número de viajes	1,564	1,396	1,282	1,455	1,345
Número de viajes	14,753	9,818	4,935	3,993	10,760
Promedio EC ( <b>COP</b> )	12.311	6.893	32.015	9.383	13.005
Percentil 5	7.411	4.250	11.502	6.176	7.024
Percentil 95	17.439	9.685	55.067	12.641	19.398

**Nota:** Esta tabla presenta las estimaciones del modelo mixed logit. Los datos provienen de la encuesta de seguimiento y las encuestas de seguimiento. Las estimaciones corresponden a las estimaciones de las regresiones de la variable indicadora de elección por modos de transporte sobre los costos totales, asignación al grupo de tratamiento y las variables de control. Las variables de control corresponden a la edad, género, número de personas en el hogar, presencia de algún vehículo en el hogar y percepciones de seguridad en el sector donde reside (con una escala donde 5 es totalmente de acuerdo y 1 es totalmente en desacuerdo). La tabla presenta únicamente las estimaciones de los coeficientes aleatorios del precio del viaje y el tiempo del viaje. Los coeficientes aleatorios se estiman utilizando una distribución triangular, mientras que los demás coeficientes se presentan en la [Figura 7](#) y se suponen fijos para cada alternativa. El EC presentado corresponde a la estimación de la [ecuación 6](#), mientras que el valor del tiempo subjetivo corresponde a la estimación de la [ecuación 8](#). En paréntesis se muestran los errores estándar clusterizados a nivel de persona.

4) y durante (columna 5) de la especificación del modelo mixed logit preferido presentados en la [Tabla 3](#). La [Figura 2](#) muestra que la intervención tuvo un impacto en el reparto modal de los participantes del experimento. Durante la intervención, la participación modal del componente Troncal aumentó en 7,6 puntos porcentuales (p.p.) frente al periodo pre intervención. Al mismo tiempo, la participación modal del componente Zonal disminuyó en 7,6 p.p. frente al periodo pre intervención. Por su parte, para las alternativas taxi, caminata, privado y otros no presentan diferencias significativas en la participación del mercado de transporte urbano antes y durante el tratamiento. Estos resultados sugieren que los subsidios generan una reconfiguración de las preferencias de viaje en las personas.

**Valor subjetivo del tiempo:** La [Tabla 4](#) reporta las estimaciones del VOT en la [ecuación 8](#) utilizando la especificación del modelo mixed logit preferido. La columna 1 reporta las

Figura 2: Repartición modal - Modelo Mixed Logit



**Nota:** Esta figura muestra las estimaciones de la repartición modal presentado en la [ecuación 5](#). Las estimaciones se presentan para las 5 alternativas “exteriores” y la alternativa “interior” (caminata) planteadas en la [sección 3](#). El coeficiente presentado utiliza las estimaciones de la muestra completa, antes de tratamiento y durante tratamiento presentadas en la [Tabla 8](#). Las líneas verticales continuas corresponden a los errores estándar de los coeficientes utilizando el método delta.

estimaciones para la muestra completa, mientras las columnas 2 y 3 presentan los resultados dividiendo la muestra por motivo de viaje y las columnas 4 y 5 las estimaciones dividiendo la muestra en la temporalidad de la intervención. El Panel A presenta las estimaciones en COP/min, mientras el Panel B presenta las estimaciones en COP/hora. El valor subjetivo del tiempo se estima en \$COP105,3 por minuto por viaje, lo cual se traduce en \$COP6.315 por hora por viaje en la muestra completa (columna 1). Estas estimaciones son casi el triple de los ingresos por hora promedio de los hogares en la muestra de \$COP2.136, mostrando la existencia de disparidades frente a la tasa marginal del tiempo destinado a transporte en Bogotá. Estas disparidades pueden atribuirse a factores como a la congestión, percepciones de riesgo en los desplazamientos, asequibilidad al transporte, estrés y condiciones de vida en general. Las estimaciones del VOT son comparables frente a estimaciones previas realizadas en Bogotá: ([Guzman et al. 2021a](#)), con un rango entre 62 COP/min y 890 COP/min; ([Guzman](#)

and Oviedo 2018), con un cálculo de 69,6 COP/min. La columna 2 muestra una estimación del VOT para los viajes de trabajo de 37,45 COP/min, siendo estadísticamente inferior a la muestra completa. La columna 3 muestra que los viajes por otros motivos presentan un VOT de 477 COP/min. No obstante, este efecto no es estadísticamente significativo. Lo anterior se explica debido a que la utilidad marginal del precio presentado en la columna 3 de la Tabla 3 no es significativa.

Las estimaciones de los efectos promedio del VOT ocultan efectos heterogéneos por la temporalidad de la intervención. La Tabla 4 reporta en las columnas 4 y 5 los cálculos del VOT dividiendo la muestra antes y durante la intervención. La estimación es estadísticamente significativa menor para la muestra antes de la intervención (55,79 COP/min) que para la muestra durante la intervención (137,2 COP/min). Las estimaciones de las utilidades marginales del tiempo de viaje y costos sugieren que la diferencia en el VOT antes y durante la intervención se explica por una disminución en la utilidad marginal del precio de los desplazamientos (ver Tabla 3 columnas 4 y 5).

Tabla 4: Valor Subjetivo del Tiempo

	<i>Valoración subjetiva del tiempo</i>				
	Motivo del viaje		Temporalidad intervención		
Muestra Completa	Viajes de trabajo	Resto de viajes	Antes de tratamiento	Durante tratamiento	
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
<b>Panel A. Valor subjetivo del tiempo (COP/min)</b>					
Mixed logit sin controles	102,0 [71,81, 132,2]	37,45 [25,96, 48,94]	477,1 [-141,7, 1.095,8]	55,79 [33,78, 77,80]	137,2 [92,11, 182,3]
Mixed logit con controles	105,3 [74,46, 136,0]	37,07 [26,57, 47,57]	552,5 [-244,1, 1.349,2]	54,21 [32,76, 75,67]	139,1 [91,33, 186,8]
<b>Panel B. Valor subjetivo del tiempo (COP/hora)</b>					
Mixed logit sin controles	6.121 [4.308, 7.933]	2.247 [1.558, 2.937]	28.624 [-8.502, 65.749]	3.348 [2.027, 4.668]	8.232 [5.527, 10.939]
Mixed logit con controles	6.315 [4.468, 8.162]	2.224 [1.594, 2.854]	33.151 [-14.647, 80.949]	3.253 [1.965, 4.540]	8.344 [5.480, 11.209]

**Nota:** Esta tabla presenta las estimaciones del valor subjetivo del tiempo en la ecuación 8. En paréntesis se presenta el intervalo de confianza con un 95 % de confianza. Los valores del VOT presentados corresponden a las estimaciones del modelo mixed logit preferido en la Tabla 3. En corchetes se presentan los intervalos de confianza obtenidos utilizando el método delta para los errores estándar.

**Valor del tiempo ahorrado:** Utilizando una combinación de las estimaciones del VOT en la Tabla 4 y los resultados en reducción en los tiempos de viajes reportados en la Tabla 2 se presenta una medida adicional de las ganancias económicas de los subsidios al transporte: valor del tiempo ahorrado (VTTS). En esta medida, las ganancias económicas se definen como el tiempo de viaje ahorrado multiplicado por el valor del tiempo subjetivo (Small

and Verhoef 2007; Tsivanidis 2018). La [Tabla 5](#) muestra las estimaciones del valor del tiempo ahorrado utilizando las estimaciones de la columna 1 de la [Tabla 4](#). Los resultados presentados corresponden a los cálculos por viaje (columnas 1 y 2) y valores mensuales (columnas 3 y 4). Para ambas medidas de ganancias económicas, se estima el valor del tiempo ahorrado utilizando el modelo sin y con controles. El valor del tiempo ahorrado por una disminución en el tiempo de viaje para la asignación aleatoria del grupo de tratamiento, en promedio, genera aumentos en bienestar de \$COP1.059 por desplazamiento. Este valor es significativo al 1 %. Al desagregar por intensidad del subsidio, las reducciones de tiempo del grupo de tratamiento A, generan en promedio aumentos en bienestar de \$COP1.964 (significativo al 1 %) por desplazamiento, y de \$COP169 para el tratamiento B. No obstante, este último efecto no es estadísticamente significativo de cero. Por su parte, las reducciones en los tiempos de viaje generan aumentos en bienestar mensual para la muestra completa y el grupo de tratamiento A de \$COP20.110 (1,3 % del ingreso mensual del hogar) y \$COP37.302 (2.4 % del ingreso mensual del hogar) respectivamente.

Tabla 5: Estimaciones valor del tiempo ahorrado

	<b>Variable:</b> VTTS (\$ COP)			
	Por viaje		Mensual	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Grupo de tratamiento	1,026	1,059	19.492	20.110
Tratamiento A: \$COP28.000	1,904	1,964	36.155	37.302
Tratamiento B: \$COP21.000	164	169	3,10	3.209
Controles	No	Si	No	Si

**Nota:** Esta tabla presenta los resultados de las estimación del valor del tiempo ahorrado (VTTS, por sus siglas en inglés). Esta medida corresponde a la multiplicación del tiempo ahorrado presentado en la [Tabla 2](#) y el VOT presentado en la columna 1 de la [Tabla 4](#) (Small and Verhoef 2007; Tsivanidis 2018). Los cálculos del VTTS utilizan las estimaciones del VOT del modelo mixed logit preferido con y sin controles tanto para un viaje, como para el promedio mensual. Para el cálculo mensual se hacen los siguientes supuestos. Primero, personas realizan durante la intervención el número de viajes promedio reportados a la semana en la encuesta de línea base. Este número se presenta en la [Tabla 9](#) y corresponde a 4,7483 desplazamientos por semana. El segundo supuesto corresponde al número de semanas que componen un mes. Se supone que un mes se compone por un total de 4 semanas. Así, la medida final del VTTS mensual corresponde a la multiplicación de la reducción del tiempo de viaje presentado en la [Tabla 2](#) por el VOT presentado en la columna 1 de la [Tabla 4](#) por el número de desplazamientos semanales promedio de la muestra y el número de semanas en un mes.

**Estimaciones del excedente del consumidor:** Siguiendo la [ecuación 6](#), se utiliza el coeficiente del costo monetario ( $\theta_i$ ) para estimar el promedio del EC. La [Tabla 3](#) presenta el promedio del EC para cada modelo y submuestra estimada. El promedio del EC para la muestra completa por desplazamiento se estima en \$COP12.311 (columna 1), el cual es significativamente diferente de cero. Dividiendo la muestra por motivo del viaje, el resultado análogo es estadísticamente menor para viajes de trabajo (\$COP6.893) que para el resto de viajes (\$COP32.015). Análogamente, el EC es menor para la muestra antes del tratamiento

(\\$COP9.383) que durante la intervención (\\$COP13.005).

La principal preocupación, al igual que la mayoría literatura de elección discreta, es el posible sesgo por variable omitida (León and Miguel 2017). A manera de ejemplo, el transporte privado (carro particular) tiene bajos niveles de densidades de pasajeros, es más seguro, está expuesto a mayores niveles de congestión y puede considerarse como una alternativa de alto “estatus”. Por su parte, el componente Troncal del SITP, presenta mayores densidades de pasajeros, es menos seguro, está expuesto a menores niveles de congestión y puede considerarse por las personas como de bajo “estatus”. Así, alternativas con características deseables usualmente cuentan con mayores precios debido a que sus características son costosas de proveer o debido a que aumentan la demanda. De esta manera, no tener en cuenta la correlación existente entre el precio y las características específicas por modo de transporte puede sesgar las estimaciones de los coeficientes y por ende el cálculo del excedente del consumidor. Para abordar esta preocupación, se incluyen variables individuales y de modos de transporte como variables de control. La Tabla 8 presenta las estimaciones del modelo con y sin las variables para diferentes submuestras. Una vez se controla por características específicas de los participantes y por modo de transporte, los coeficientes de interés (precio y tiempo de viaje) disminuyen en magnitud (excepto para la muestra antes de la intervención) comparado con las especificaciones sin estas variables. No obstante, las estimaciones no son estadísticamente diferentes.

La estabilidad de los coeficientes de interés se explica mediante las fortalezas del caso de estudio. En primer lugar, la asignación aleatoria del subsidio de transporte genera variación exógena en los ingresos mensuales de las personas. Siguiendo los postulados en (Train 2009), una reducción de un peso en los costos equivale a un aumento de un peso en el ingreso. Haciendo uso de esta equivalencia, la provisión aleatoria del subsidio de transporte genera variación exógena suficiente para identificar insesgadamente el coeficiente del precio ( $\theta_i$ ). En segundo lugar, la estructura de datos panel fortalece la estrategia de investigación. Contar con un historial de viajes para los participantes permite hacer uso de variación en las decisiones en momentos cuando diferentes alternativas de transporte se encontraban disponibles. Lo anterior permite utilizar variación sobre las primeras y segundas elecciones de las personas en algunos casos. En tercer lugar, la estimación mediante un modelo *mixed logit* permite recuperar la heterogeneidad en las preferencias de los individuos. Así, aproximándose de una manera “natural” a los patrones de sustitución de las personas (Berry and Haile 2021).

La Tabla 6 muestra las estimaciones en la variación mensual<sup>9</sup> del excedente del consumo.

<sup>9</sup>Para obtener la medida mensual del EC se hacen dos supuestos. Primero, las personas realizan durante la intervención el número de viajes promedio reportados a la semana en la encuesta de línea base. Este número se presenta en la Tabla 9 y corresponde a 4,7483 desplazamientos por semana. El segundo supuesto corresponde al número de semanas que componen un mes. Se supone que un mes se compone por un total

Tabla 6: Efectos heterogéneos por grupo de tratamiento en  $\Delta$  EC

<i>Variación mensual del EC (\$ COP)</i>					
Muestra Completa	Motivo del viaje		Género		
	Viajes de trabajo	Resto de viajes	Femenino	Masculino	
<b>Panel A.</b> Modelo Mixed Logit sin controles					
Tratamiento	54.135 [50.288, 57.983]	26.958 [22.018, 31.897]	94.434 [85.627, 103.241]	53.148 [48.832, 57.465]	58.876 [51.755, 65.997]
Tratamiento A: \$COP28.000	65.263 [61.219, 69.306]	37.786 [32.648, 42.925]	105.053 [95.823, 114.284]	64.483 [59.887, 69.080]	67.944 [60.223, 75.666]
Tratamiento B: \$COP21.000	43.376 [39.292, 47.460]	16.570 [11.344, 21.796]	83.320 [74.421, 92.220]	40.870 [36.366, 45.373]	50.852 [43.307, 58.398]
<b>Panel B.</b> Modelo Mixed Logit con controles					
Tratamiento	48.085 [42.777, 53.392]	20.951 [14.695, 27.207]	100.096 [90.629, 109.563]	79.481 [74.227, 84.735]	62.124 [53.368, 70.880]
Tratamiento A: \$COP28.000	58.336 [52.183, 64.490]	29.637 [22.418, 36.856]	115.295 [104.762, 125.829]	92.451 [86.282, 98.621]	69.401 [59.262, 79.540]
Tratamiento B: \$COP21.000	38.121 [31.710, 44.533]	12.594 [5.129, 20.059]	84.149 [74.240, 94.059]	65.431 [59.332, 71.530]	55.587 [45.576, 65.598]

**Nota:** Esta tabla presenta las estimaciones del cambio mensual en el EC antes y después de haber recibido el tratamiento. Para todas las columnas, la variable dependiente corresponde al EC mensual. Este se obtiene multiplicando el EC por viaje en la [ecuación 6](#) por el número de desplazamientos semanales promedio de la muestra (ver [Tabla 9](#)) y un promedio de cuatro semanas por cada mes. Debido al posible sesgo por autoselección al tratamiento, las estimaciones presentados hacen uso del estimador presentado en [Gardner \(2022\)](#). Así, la tabla reporta el ATT en el cambio mensual del EC dado por el programa de subsidios al transporte. En el panel A se presentan las estimaciones utilizando las estimaciones del modelo mixed logit sin controles, y con coeficientes aleatorios del precio del viaje y tiempo de viaje y coeficientes fijos en la asignación del tratamiento. El panel B presenta las estimaciones utilizando del modelo mixed logit con controles de la columna 1 de la [Tabla 3](#). La fila “Tratamiento” presenta la variación mensual utilizando el grupo de tratamiento unificado. Las columnas “Tratamiento A: \$COP 28.00” y “Tratamiento B: \$COP 21.00” presentan las estimaciones del ATT en la variación mensual del EC por la intensidad del tratamiento respectivamente. En corchetes se presenta el intervalo de confianza del 95% utilizando errores estándar de un procedimiento de bootstrap con 1.000 muestras aleatorias.

midor antes y después de haber recibido el tratamiento. Para abordar el posible sesgo de las estimaciones por autoselección de los participantes al tratamiento, se utiliza el método propuesto por ([Gardner 2022](#)). Esta metodología implementa en dos etapas un estimador de diferencias en diferencias que permite obtener resultados insesgados de la adopción del tratamiento en la variación del EC. Las estimaciones presentadas corresponden al ATT de los subsidios en aumentos en bienestar. Los errores estándar de las estimaciones corresponden a un procedimiento de bootstrap con 1.000 muestras aleatorias debido a que la variable dependiente es una estimación. La tabla presenta el cálculo en la variación mensual utilizando el modelo sin controles (Panel A) y con controles (Panel B). Para cada modelo se desagrega el efecto por la asignación al grupo de tratamiento (fila 1) y por la intensidad del subsidio: tratamiento A (fila 2) y tratamiento B (fila 3). Adicionalmente, se presenta el cálculo para diferentes submuestras (motivo del viaje y género del participante). El panel B muestra grandes impactos en aumentos en bienestar del programa de subsidios al transporte. Bajo la agrupación del tratamiento, el bienestar mensual de los participantes del grupo de tratamiento aumentó en \$COP48.085 (3,1 % del ingreso promedio de los hogares) comparado frente al

de 4 semanas. Así, la medida final del EC mensual corresponde a la multiplicación del EC en la [ecuación 6](#) por el número de desplazamientos semanales promedio de la muestra y el número de semanas en un mes.

grupo de control. Desagregando los resultados por intensidad del subsidio, se evidencia que las personas asignadas al grupo de tratamiento A (\$COP28.000) presentan aumentos mensuales en bienestar promedio de \$COP58.336 (3,8 % del ingreso promedio de los hogares), mientras que el grupo de tratamiento B (\$COP21.000) aumenta su bienestar mensual promedio en \$COP38.121 (2,5 % del ingreso promedio de los hogares) comparado frente al grupo de control. Las diferencias en las ganancias económicas entre grupos de tratamiento pueden ser atribuidas en una gran mayoría a los efectos heterogéneos presentes en la intensidad del tratamiento: aumento demanda del componente Troncal, ver [Figura 7a](#); cambios en tiempos de viaje, ver [Figura 1b](#).

Los aumentos en bienestar medidos como cambios en el EC estiman ganancias económicas mayores frente a los cálculos del VTTS. Por lo tanto, el VTTS representa únicamente el 41,8 % y el 63,9 % del aumento total en bienestar mensual para el grupo de tratamiento unificado y el grupo de tratamiento A respectivamente. Lo anterior representa uno de los resultados centrales del trabajo: los modelos estructurales permiten recuperar efectos indirectos en bienestar omitidos por el VTTS.

**Heterogeneidad en las estimaciones del EC:** Haciendo uso de los coeficientes aleatorios en el modelo mixed logit, es posible recuperar la distribución completa del EC. El [panel 8a](#) de la [Figura 8](#) muestra la distribución del EC mensual para la muestra completa, mientras en el [panel 8c](#) se divide la muestra entre viajes de trabajo y resto de viajes. Se observa un solapamiento entre ambas muestras en las colas de las distribuciones. Sin embargo, es evidente que la distribución del excedente del consumidor mensual del resto de viajes se concentra hacia valores mayores comparando frente a los viajes de trabajo. La [Tabla 6](#) muestra en las columnas 2 y 3 la variación mensual del EC por motivo del viaje. Se evidencia que el cambio mensual en bienestar para los viajes de trabajo (\$COP20,951 o 1,4 % del ingreso promedio de los hogares) es estadísticamente inferior al cambio en bienestar por otros motivos (\$COP100,096 o 6,5 % del ingreso promedio de los hogares). Esta diferencia representa cerca de 5 veces el bienestar generado en los viajes de trabajo. Para explotar las diferencias en las distribuciones y comprender mejor los determinantes del EC, se exploran diferentes hipótesis de los determinantes del EC por motivo de viaje.

Se manejan dos hipótesis que potencialmente puedan explicar las diferencias en las estimaciones del EC. En primer lugar, hogares con bajos ingresos mensuales realizan mayores desplazamientos de trabajo, cuentan con mayores tiempos de viaje y disponen mayor porcentaje de su ingreso en gastos de transporte ([Bocarejo et al. 2016; Guzman and Oviedo 2018](#)). Así, personas de menores ingresos presentan menores niveles de bienestar comparados a personas de ingresos altos. En segundo lugar, la hora de inicio de los desplazamientos de las personas influye en la utilidad indirecta de las personas. Literatura reciente ha demostrado

como la hora de inicio de los desplazamientos afecta los niveles de utilidad de los viajeros (Thorhauge et al. 2020; Lizana et al. 2021), específicamente mediante una correlación mediante los niveles de congestión de las ciudades. De esta manera, restricciones en la flexibilidad de las horas laborales pueden explicar la diferencia en el EC por motivo del viaje.

La Figura 9 muestra algunas diferencias observables entre los viajes de trabajo y otros motivos. El panel 9a muestra una clara diferencia entre el modo de transporte utilizado para su desplazamiento por el motivo del viaje. Se evidencia que la mayoría de los viajes de trabajo se realizan utilizando ambos componentes del SITP, mientras que el componente Zonal acapara la gran mayoría de los viajes por otros motivos. El anterior resultado caracteriza una parte importante de los desplazamientos: el tiempo de viaje. El panel 9c de la Figura 9 muestra la desagregación de los tiempos de viaje por modo de transporte utilizado. Es posible observar diferencias en los tiempos de viaje en todas las alternativas por motivo del desplazamiento, con los desplazamientos por otros motivos destinando menor tiempo de viaje. Adicional, desagregando los tiempos de viaje por ingresos, no se evidencian diferencias en los tiempos de viaje en los desplazamiento de trabajo (panel 9d de la Figura 9). No obstante, en cuanto a los desplazamientos por otros motivos, las personas con mayores ingresos presentan tiempos de viajes visiblemente diferentes. Estos resultados sugieren que los tiempos de viaje sean un factor clave al explicar las diferencias en las estimaciones del EC por motivo de viaje. Por último, y consistente con la literatura, los viajes de trabajo presentan una alta concentración en las horas de la mañana, mientras los viajes por otros motivos de distribuyen en mayor medida durante el día (panel 9b)

La Tabla 7 examina la validez de las hipótesis previamente planteadas y otras características individuales y de los desplazamientos para determinar la variación en las estimaciones del EC. Las regresiones utilizan como variable dependiente el EC presentado en la ecuación 6. Los errores estándar corresponden a un procedimiento de bootstrap con 1.000 muestras aleatorias debido a que la variable dependiente es una estimación. La tabla presenta estimaciones del efecto del tratamiento, agregando progresivamente el género, motivo del viaje, logaritmo del ingreso mensual del hogar, percepción frente el SITP, gastos en transporte, edad, distancia mínima de la residencia a la estación del componente Troncal más cercana y un indicador de la hora de inicio del viaje. Por último, la columna 6 presenta la especificación preferida utilizando todas las variables descritas. La asignación aleatoria a los grupos de tratamiento A y B presenta una diferencia significativa en el EC comparado frente al grupo de control, corroborando los resultados de la Tabla 3 y la Tabla 6.

Ahora, existe una relación negativa y significativa entre el EC y las mujeres (columnas 2 y 6). Por su parte, las estimaciones muestran que viajes por otros motivos, comparando frente a viajes de trabajo, aumentan significativamente el EC (columnas 2 y 6). Lo anterior

es consistente con las estimaciones de la [Tabla 6](#) y los hechos de la [Figura 9](#). Adicionalmente, en las columnas 3 y 6, se estima la elasticidad del ingreso del EC, encontrando una relación positiva menor a uno. Este cálculo representa la primera estimación de la elasticidad del ingreso del EC en programas de subsidios al transporte en la literatura. El efecto positivo de la elasticidad es consistente con las diferencias visibles entre personas de bajos ingresos y personas de altos ingresos en los tiempos de viaje ([Figura 9, panel 9d](#)). Por último, las estimaciones respecto a la hora de inicio del viaje, utilizan como alternativa base la franja horaria de las 4 a.m. a las 8 a.m., horario comúnmente utilizado para desplazamientos de trabajo ([Figura 9, panel 9b](#)). Así, comparado frente a la categoría base, los desplazamientos entre las 9 a.m. y las 24 p.m. aumentan significativamente el EC: efectos pueden atribuirse a altos niveles de congestión, tiempos de viaje y estrés.

La columna 6 muestra los determinantes del EC incluyendo todas las variables. Cuando se incluyen todas las variables en el análisis, los coeficientes de la asignación del tratamiento se mantienen estables, aumentando el EC en la muestra. Sin embargo, al incluir todas las variables, los coeficientes del motivo del viaje y genero cambian en magnitud. Así, diferencias en percepciones, edad, distancia, ingresos y las demás variables en la columna 6, parecen explicar en cierta medida las diferencias del EC por motivo del viaje. No obstante, no es posible determinar completamente los determinantes del EC por motivo del viaje, abriendo la agenda de investigación para el futuro.

## 5 CONCLUSIÓN

Este trabajo realiza tres contribuciones al conocimiento de los impactos en bienestar de programas de subsidios al transporte público. Primero, desarrolla un modelo de utilidad aleatoria de elección discreta para evaluar los impactos en aumentos de bienestar de los participantes del programa. Segundo, estima el valor del tiempo ahorrado en cambios de tiempo de viaje, utilizando la variación exógena inducida en la asignación de subsidios al transporte. Tercero, cuantifica aumentos en bienestar del programa de subsidios al SITP bajo el modelo de utilidad aleatoria y compara los cálculos frente al VTTS, resaltando la importancia de utilizar modelos estructurales para evaluar efectos directos e indirectos de programas de subsidios al transporte público.

El trabajo encuentra que el programa de subsidios al transporte aumenta el bienestar mensual de los participantes del grupo de tratamiento en \$COP48.085 (3,1% del ingreso promedio de los hogares), siendo este aumento mayor para el grupo de tratamiento A (\$COP58.336 o 3,8% del ingreso promedio de los hogares) que para el grupo de tratamiento B (\$COP38.121 o 2,5% del ingreso promedio de los hogares). Al comparar estos aumentos en

bienestar con la medida convencional utilizada para medir ganancias, el VTTS representa únicamente entre el 41,8 % y 63,9 % de los aumentos totales en bienestar en la muestra. Así, el uso de un modelo estructural permite recuperar efectos directos e indirectos de programas de subsidios al transporte. Sumado a esto, el trabajo demuestra que los beneficios de los subsidios son significativamente menores en los desplazamientos con motivo de trabajo, relativo a otros motivos. Se presenta evidencia sugestiva explicando que estas diferencias son en parte explicadas por disparidades en los tiempos de viajes por nivel de ingreso y la hora de inicio de los desplazamientos entre los dos grupos. Resultados adicionales muestran un aumento en la demanda por el SITP dado la asignación al grupo de tratamiento. En promedio, participantes del grupo de tratamiento A aumentan la demanda por el componente Troncal en 107 %, mientras la demanda del componente Zonal aumenta en 27,8 %. No obstante, para el grupo de tratamiento B, no se encuentra evidencia del aumento de la demanda en el SITP.

Estos resultados implican dos consideraciones de política pública. Primero, el monto del subsidio presenta efectos heterogéneos en aumentos de bienestar y demanda. Esto tiene implicaciones importantes para los hacedores de política pública, debido a que implica el desarrollo de estrategias de focalización de subsidios para poder generar aumentos en bienestar en las poblaciones más necesitadas. Segundo, individuos aumentan la probabilidad de utilizar en mayor medida el SITP en la presencia de subsidios, sugiriendo que estos no satisfacen completamente su demanda por servicios de transporte. Lo anterior implica que mejoras en la provisión del servicio de transporte público pueden aumentar la demanda por el sistema y disminuir externalidades negativas como la congestión y emisiones.

## REFERENCIAS

- Abebe, G., Caria, A. S., Fafchamps, M., Falco, P., Franklin, S., and Quinn, S. (2021). Anonymity or distance? job search and labour market exclusion in a growing african city. *The Review of Economic Studies*, 88(3):1279–1310. [1, 4]
- Allen, T. and Arkolakis, C. (2022). The welfare effects of transportation infrastructure improvements. *The Review of Economic Studies*, 89(6):2911–2957. [4]
- Ben-Akiva, M. and Lerman, S. (1975). Disaggregate behavioural model of automobile ownership. *Transportation Research Record*, 569:34–51. [3]
- Bergé, L. (2018). Efficient estimation of maximum likelihood models with multiple fixed-effects: the R package FENmlm. *CREA Discussion Papers*, (13). [17, 19]
- Berry, S. T. and Haile, P. A. (2021). Foundations of demand estimation. In *Handbook of Industrial Organization*, volume 4, pages 1–62. Elsevier. [1, 12, 24]
- Bocarejo, J. P., Escobar, D., Hernandez, D. O., and Galarza, D. (2016). Accessibility analysis of the integrated transit system of bogotá. *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(4):308–320. [3, 26]
- Brough, R., Freedman, M., and Phillips, D. C. (2022). Experimental evidence on the effects of means-tested public transportation subsidies on travel behavior. *Regional Science and Urban Economics*, page 103803. [4]
- Bryan, G., Chowdhury, S., and Mobarak, A. M. (2014). Underinvestment in a profitable technology: The case of seasonal migration in bangladesh. *Econometrica*, 82(5):1671–1748. [4]
- Bryan, G., Glaeser, E., and Tsivanidis, N. (2020). Cities in the developing world. *Annual Review of Economics*, 12:273–297. [1]
- Buchholz, N., Doval, L., Kastl, J., Matějka, F., and Salz, T. (2020). The value of time: Evidence from auctioned cab rides. Technical report, National Bureau of Economic Research. [4, 14]
- Bull, O., Muñoz, J. C., and Silva, H. E. (2021). The impact of fare-free public transport on travel behavior: Evidence from a randomized controlled trial. *Regional Science and Urban Economics*, 86:103616. [4]
- Cantillo-García, V., Guzman, L. A., and Arellana, J. (2019). Socioeconomic strata as proxy variable for household income in transportation research. evaluation for bogotá, medellín, cali and barranquilla. *Dyna*, 86(211):258–267. [9]
- Christensen, P. and Osman, A. (2021). The demand for mobility: Evidence from an experiment with uber riders. [1, 4, 14]

- Desmet, K. and Rossi-Hansberg, E. (2013). Urban accounting and welfare. *American Economic Review*, 103(6):2296–2327. [1]
- Franklin, S. (2018). Location, search costs and youth unemployment: experimental evidence from transport subsidies. *The Economic Journal*, 128(614):2353–2379. [4]
- Gardner, J. (2022). Two-stage differences in differences. *arXiv preprint arXiv:2207.05943*. [14, 25]
- Goldszmidt, A., List, J. A., Metcalfe, R. D., Muir, I., Smith, V. K., and Wang, J. (2020). The value of time in the united states: Estimates from nationwide natural field experiments. Technical report, National Bureau of Economic Research. [4, 14]
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2):254–277. [14]
- Guzman, L., Gómez Cardona, S., and Ochoa, J. L. (2023). The effect of public transport subsidies on travel behavior and welfare: A large-scale randomized controlled field experiment in a developing context. Available at SSRN 4330371. [4, 5]
- Guzman, L. A., Arellana, J., Cantillo-García, V., and Ortúzar, J. d. D. (2021a). Revisiting the benefits of combining data of a different nature: Strategic forecasting of new mode alternatives. *Journal of Advanced Transportation*, 2021. [3, 10, 21]
- Guzman, L. A., Beltran, C., Bonilla, J. A., and Cardona, S. G. (2021b). Brt fare elasticities from smartcard data: Spatial and time-of-the-day differences. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 150:335–348. [1]
- Guzman, L. A., Cantillo-Garcia, V. A., Arellana, J., and Sarmiento, O. L. (2022). User expectations and perceptions towards new public transport infrastructure: evaluating a cable car in bogotá. *Transportation*, pages 1–21. [3, 10]
- Guzman, L. A. and Oviedo, D. (2018). Accessibility, affordability and equity: Assessing ‘pro-poor’public transport subsidies in bogotá. *Transport Policy*, 68:37–51. [3, 9, 10, 21, 26]
- Guzman, L. A., Oviedo, D., and Bocarejo, J. P. (2017a). City profile: the bogotá metropolitan area that never was. *Cities*, 60:202–215. [9]
- Guzman, L. A., Oviedo, D., and Rivera, C. (2017b). Assessing equity in transport accessibility to work and study: The bogotá region. *Journal of Transport Geography*, 58:236–246. [8]
- Iglesias, P., Ortúzar, J. d. D., Rodríguez-Valencia, Á., Giraldez Zúñiga, F., and Calatayud, A. (2022). Entendiendo la elección modal del automóvil en ciudades de alc. [3]
- León, G. and Miguel, E. (2017). Risky transportation choices and the value of a statistical life. *American Economic Journal: Applied Economics*, 9(1):202–28. [1, 7, 10, 12, 13, 24]
- Lizana, P., de Dios Ortúzar, J., Arellana, J., and Rizzi, L. I. (2021). Forecasting with a

- joint mode/time-of-day choice model based on combined rp and sc data. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 150:302–316. [3, 27]
- McFadden, D. (1974). The measurement of urban travel demand. *Journal of public economics*, 3(4):303–328. [3, 4, 11]
- McFadden, D., Talvitie, A., Cosslett, S., Hasan, I., Johnson, M., Reid, F., and Train, K. (1977). Demand model estimation and validation. *Urban Travel Demand Forecasting Project, Phase*, 1. [3, 4]
- Peña, J., Luis, A., Arellana, J., et al. (2022). Which dots to connect? employment centers and commuting inequalities in bogotá. *Journal of Transport and Land Use*, 15(1):17–34. [3, 10]
- Phillips, D. C. (2014). Getting to work: Experimental evidence on job search and transportation costs. *Labour Economics*, 29:72–82. [4]
- Small, K. and Verhoef, E. T. (2007). *The economics of urban transportation*. Routledge. [4, 22, 23]
- Small, K. A. and Rosen, H. S. (1981). Applied welfare economics with discrete choice models. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 105–130. [13, 14]
- Thorhauge, M., Swait, J., and Cherchi, E. (2020). The habit-driven life: accounting for inertia in departure time choices for commuting trips. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 133:272–289. [27]
- Train, K. and McFadden, D. (1978). The goods/leisure tradeoff and disaggregate work trip mode choice models. *Transportation research*, 12(5):349–353. [3, 4]
- Train, K. E. (2009). *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge university press. [11, 12, 13, 24]
- Tsivanidis, J. N. (2018). The aggregate and distributional effects of urban transit infrastructure: Evidence from bogotá’s transmilenio. Technical report, University of Chicago. [1, 4, 22, 23]
- World Bank (2021). World development indicators. [1]

## A TABLAS ADICIONALES

Tabla 7: Determinantes EC

	<i>Variable dependiente: Log(Excedente del Consumidor)</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento A: \$COP28.000	0,201 (0,0046)	0,205 (0,0044)	0,203 (0,0051)	0,201 (0,0049)	0,201 (0,0047)	0,209 (0,0053)
Tratamiento B: \$COP21.000	0,112 (0,0050)	0,112 (-,0046)	0,111 (0,0054)	0,113 (0,0052)	0,113 (0,0050)	0,0967 (0,0053)
Log(Ingreso mensual del hogar)			0,032 (0,0040)			0,0161 (0,0042)
Percepción calidad SITP (Escala 1-10)						-0,0025 (0,0012)
Satisfacción con gastos en transporte						0,0032 (0,0011)
Distancia mínima estación TM (Km)					-0,0119 (0,0019)	-0,0140 (0,0020)
Número de personas en el hogar						0,0508 (0,0015)
Edad						0,0039 (0,0002)
Motivo del desplazamiento: Resto de viajes		0,016 (0,0070)				0,0131 (0,0087)
Género: Femenino		-0,198 (0,0045)				-0,174 (0,0056)
Motivo desplazamiento: Resto de viaje × Género: Femenino		,022 (0,0082)				0,0044 (0,0091)
Hora de inicio de viaje: 00:00 - 04:00						-0,0092 (0,0066)
Hora de inicio de viaje: 09:00 - 12:00						0,0288 (0,0060)
Hora de inicio de viaje: 13:00 - 16:00						0,0440 (0,0074)
Hora de inicio de viaje: 17:00 - 20:00						0,0255 (0,0098)
Hora de inicio de viaje: 24:00 - 21:00						0,0732 (0,0194)
Intercepto	2,395 (0,0031)	2,523 (0,0041)	1,938 (0,0569)	2,415 (0,0049)	2,384 (0,0038)	1,944 (0,0641)
Observaciones	14.753	14.753	12.631	13.672	14.753	10.349
R <sup>2</sup>	0,159	0,262	0,164	0,160	0,162	0,354
Efectos fijos: Encuesta	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Efectos fijos: Semana	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Efectos fijos: Alternativa	Si	Si	Si	Si	Si	Si

**Nota:** Esta tabla presenta estimaciones de regresiones utilizando como variable dependiente el logaritmo del EC presentado en la [ecuación 7](#) utilizando las estimaciones de la columna 1 de la [Tabla 8](#). En las columnas se introducen controles progresivamente hasta llegar a la columna 6 donde se presenta la estimación con todas las variables dependientes. En paréntesis se presentan los errores estándar obtenidos mediante un proceso de bootstrap con 1.000 muestras aleatorias.

Tabla 8: Decisiones de transporte - Estimaciones modelo Mixed Logit

	Variable dependiente: Decisión por modos de transporte									
	Muestra Completa		Motivo del viaje				Temporalidad intervención			
			Viajes de trabajo		Resto de viajes		Antes		Durante	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<b>Coeficientes aleatorios</b>										
Costo monetario ( $\theta_i$ )	-0,263 (0,0327)	-0,259 (0,0326)	-1,011 (0,0886)	-0,997 (0,0885)	-0,0622 (0,0400)	-0,0544 (0,0390)	-0,457 (0,0664)	-0,461 (0,0786)	-0,246 (0,0366)	-0,237 (0,0374)
Costo de oportunidad ( $\beta_i$ )	-0,0269 (0,0018)	-0,0272 (0,0018)	-0,0378 (0,0050)	-0,0369 (0,0037)	-0,0297 (0,0025)	-0,0300 (0,0024)	-0,0255 (0,0034)	-0,0250 (0,0034)	-0,0338 (0,0022)	-0,0330 (0,0019)
Observaciones	88.842	88.518	59.112	58.908	29.730	29.610	24.246	23.958	64.596	64.560
Controles	No	Si	No	Si	No	Si	No	Si	No	Si
Errores estándar	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante	Participante
Log-likelihood	-14.118	-13.861	-6.868	-6.737	-5.705	-5.588	-3.809	-3.663	-10.109	-9.958
Número de participantes	1.598	1.564	1.419	1.396	1.294	1.282	1.489	1.455	1.346	1.345
Número de viajes	14.807	14.753	9.852	9.818	4.955	4.935	4.041	3.993	10.766	10.760
Promedio EC ( <b>COP</b> )	12.095	12.311	6.455	6.893	27.761	32.015	9.232	9.383	12.091	13.005
Percentil 5	8.479	7.411	5.022	4.250	12.759	11.502	6.838	6.176	7.526	7.024
Percentil 95	16.074	17.439	8.130	9.685	44.960	55.067	11.770	12.641	17.333	19.398

↓

**Nota:** Esta tabla presenta las estimaciones del modelo mixed logit. Los datos provienen de la encuesta de linea base y encuestas de seguimiento. Las estimaciones corresponden a las estimaciones de las regresiones de la variable indicadora de elección por modos de transporte sobre los costos totales, asignación aleatoria al grupo de tratamiento y las variables de control. Las variables de control corresponden a la edad, género, número de personas en el hogar, presencia de algún vehículo en el hogar y percepciones de seguridad en el sector donde reside (con una escala donde 5 es totalmente de acuerdo y 1 es totalmente desacuerdo). La tabla presenta únicamente las estimaciones de los coeficientes aleatorios del precio del viaje y el tiempo del viaje. Los coeficientes aleatorios se estiman utilizando una distribución triangular, mientras que los demás coeficientes se presentan en la Figura 7 y se suponen fijos para cada alternativa. El EC presentado corresponde a la estimación de la ecuación 6, mientras que el valor del tiempo subjetivo corresponde a la estimación de la ecuación 8. En paréntesis se muestran los errores estándar clusterizados a nivel de participante.

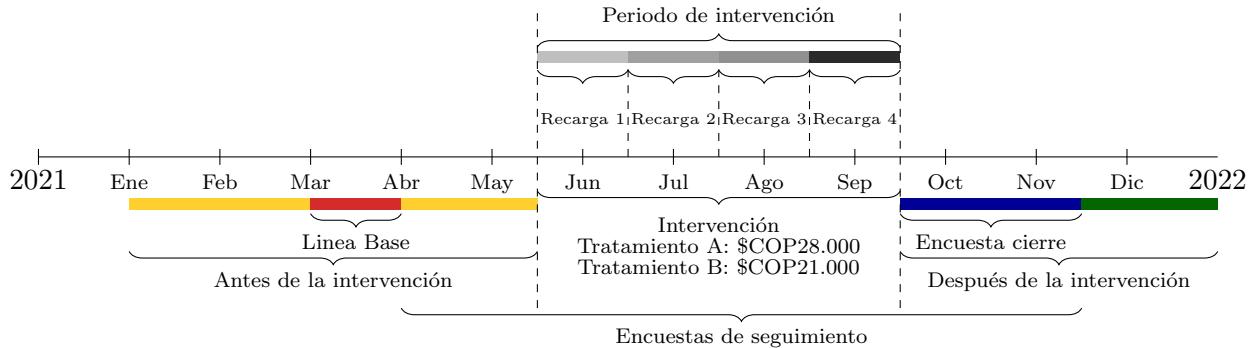
Tabla 9: Estadísticas descriptivas

	Grupos de tratamiento								
	Muestra completa		Control		Tratamiento		Diferencia		
	(N = 1,607)		Promedio	Desv. Estand.	Promedio	Desv. Estand.	Valor	Error Estand.	P-valor
<b>Panel A. Características socioeconómicas</b>									
Número personas Hogar	3,7162	1,4827	3,6378	1,4473	3,7953	1,5143	0,1576	0,0739	0,0332
Edad	43,5470	11,8235	43,7692	11,8421	43,3233	11,8080	-0,4459	0,5820	0,4500
Estudia	0,0311	0,1737	0,0397	0,1954	0,0225	0,1483	-0,0172	0,0087	0,0467
Mujer	0,7175	0,4504	0,7159	0,4513	0,7191	0,4497	0,0032	0,0225	0,8861
Casado	0,2265	0,4187	0,2209	0,4151	0,2322	0,4225	0,0114	0,0210	0,5865
Casa Propia	0,6167	0,4864	0,6216	0,4853	0,6117	0,4877	-0,0099	0,0243	0,6848
Puntaje SISBEN 3	56.59718	14.2971	56.5094	14.4722	56.6744	14.1274	0,1650	0,7149	0,8175
Trabajo	0,8668	0,3399	0,8586	0,3487	0,8752	0,3307	0,0166	0,0170	0,3279
Ingresos mensuales del hogar (\$COP)	1.537.632	1.205.005	1.583.710	1.371.663	1.494.635	1.024.546	-89.074,56	66.836	0,1829
Días trabajo a la semana	5,2457	1,2600	5,2029	1,3107	5,2875	1,2080	0,0846	0,0674	0,2097
Horas trabajo al día	9,0587	2,4409	8,9797	2,4642	9,1360	2,4171	0,1563	0,1306	0,2319
Trabajo en casa	0,0585	0,2348	0,0633	0,2436	0,0537	0,2255	-0,0096	0,0117	0,4130
Estudios: Secundaria	0,8339	0,3723	0,8412	0,3657	0,8265	0,3790	-0,0147	0,0186	0,4282
Estudios: Pregrado	0,4144	0,4928	0,4342	0,4960	0,3945	0,4891	-0,0397	0,0246	0,1061
Estudios: Postgrado	0,0330	0,1787	0,0409	0,1983	0,0250	0,1561	-0,0160	0,0090	0,0731
<b>Panel B. Características de transporte</b>									
Número de modos de transporte	1,7710	0,7737	1,7860	0,7860	1,7562	0,7616	-0,0298	0,0418	0,4767
Duración viaje usual (min)	95,082	85,5161	99,3639	104,3293	90,6459	59,9787	-8,7180	6,8610	0,2043
Distancia modo transporte principal (min)	7,9428	7,5145	7,9680	7,3905	7,9186	7,6380	-0,0493	0,4330	0,9093
Distancia modo transporte principal (cuadras)	4,4465	4,2182	4,2931	3,8337	4,5946	4,5572	0,3015	0,2430	0,2149
Tiempo de espera modo transporte principal (min)	12,5960	9,4500	12,8074	9,9880	12,3929	8,9060	-0,4146	0,5440	0,4462
Costo desplazamiento usual (\$COP)	3.188,1190	3.890,2820	3.150,0850	4.034,7100	3.225,0250	3.747,7880	74,9398	225,0901	0,7392
Desplazamiento semanales	4,7483	1,8364	4,7034	1,9184	4,7926	1,7520	0,0892	0,1021	0,3823
Percepción SITP (escala 1-10)	5,5669	2,2322	5,4863	2,3094	5,6479	2,1502	0,1616	0,1113	0,1469
Desplazamiento SITP (febrero 2021)	6,7393	5,6351	6,6219	5,6829	6,8575	5,5877	0,2356	0,2817	0,4030
Desplazamiento: Trabajo	0,8669	0,33986	0,8586	0,34870	0,8752	0,3307	0,0166	0,0170	0,3279
Desplazamiento: Estudio	0,0311	0,1737	0,0397	0,1953	0,0225	0,1483	-0,0172	0,0087	0,0467
Desplazamiento: Resto	0,4493	0,4976	0,4442	0,4972	0,4544	0,4982	0,0103	0,0248	0,6794
Desplazamiento semanales SITP	7,3716	7,5660	7,1446	7,4030	7,6006	7,7244	0,4558	0,3781	0,2282

**Nota:** Esta tabla presenta el promedio y la desviación estándar del promedio para diferentes grupos de la muestra. Las columnas 1 y 2 presentan el promedio y desviación estándar para la muestra completa respectivamente. Las columnas 3 y 4 presentan el promedio y desviación estándar para la muestra de participantes del experimento que fueron asignados al grupo de control. Dentro de esta submuestra se encuentran 806 personas. Las columnas 3 y 4 presentan el promedio y la desviación estándar para los participantes asignados al grupo de tratamiento. Este grupo de tratamiento se conforma por personas tanto en el grupo de tratamiento A \$COP 28,000 y tratamiento B \$COP 21,000. Dentro de esta submuestra se encuentran 801 personas. Las columnas 7, 8 y 9 presentan la diferencia de medias, error estándar de la diferencia de medias y p valor asociada a una prueba de diferencia de medias respectivamente entre el grupo de control (columna 3) y tratamiento (columna 5). El panel A de la tabla muestra las estadísticas de las variables socio demográficas recolectadas para la muestra, mientras el panel B presenta las estadísticas de las variables de transporte/movilidad de la muestra.

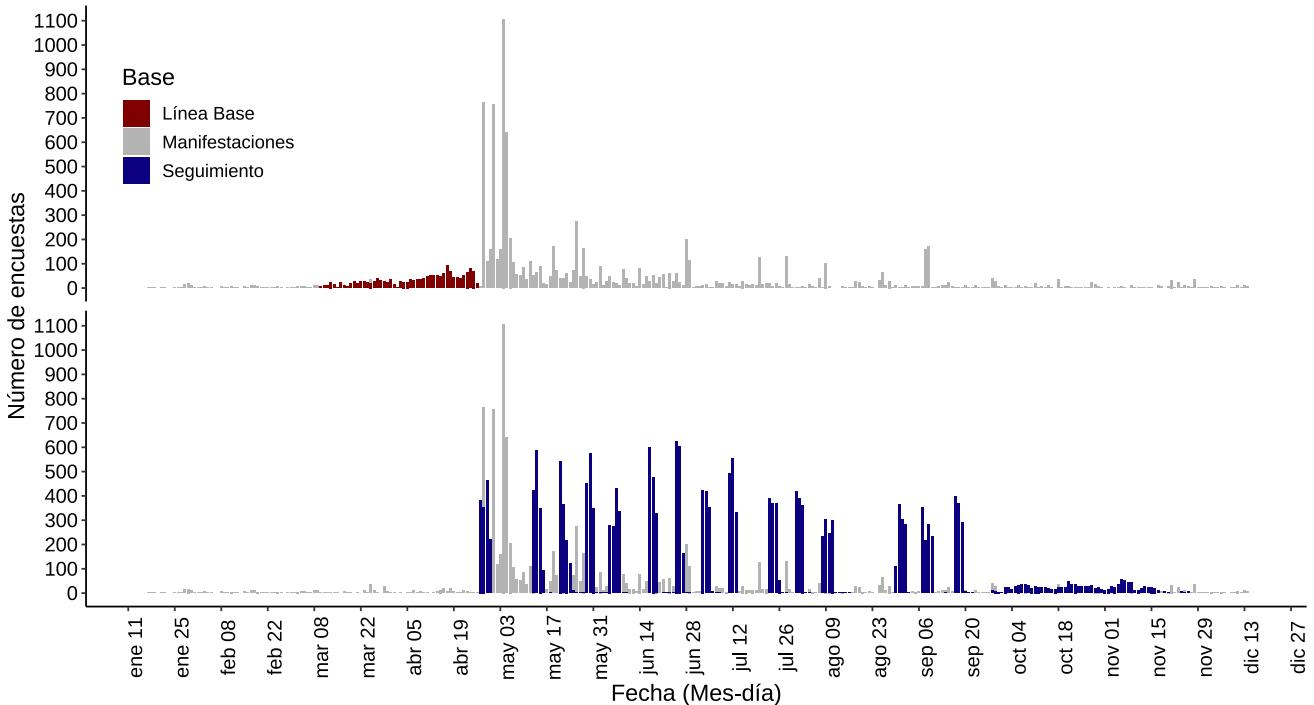
## B FIGURAS ADICIONALES

Figura 3: Línea de tiempo de la intervención



**Nota:** Esta figura muestra la temporalidad en la recolección de la información en las tres encuestas del experimento: línea base, seguimiento y cierre. Adicionalmente muestra los períodos mensuales de recargas de los subsidios y su implementación durante la intervención.

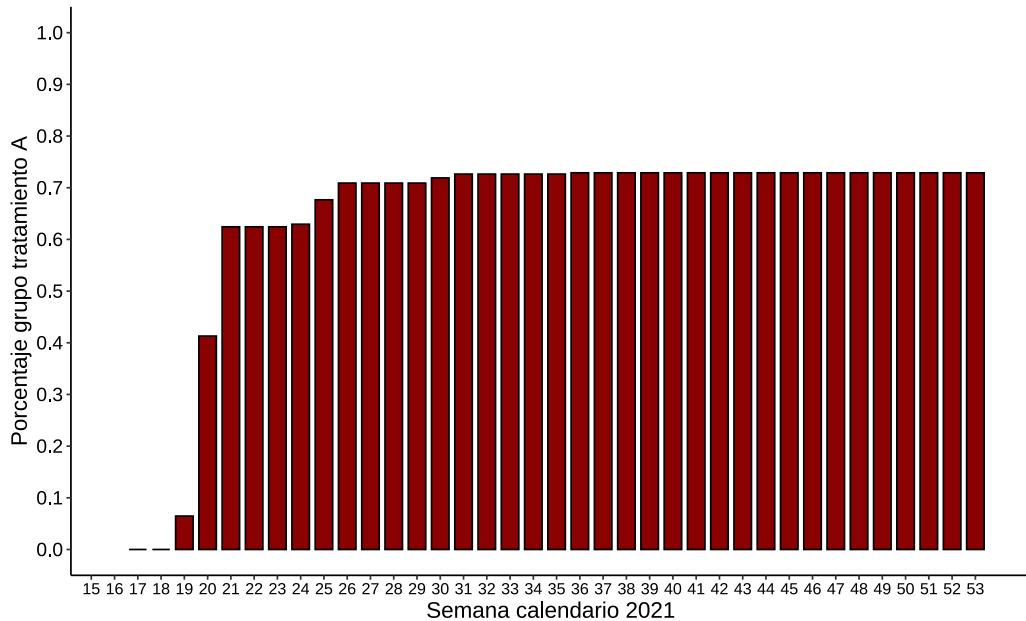
Figura 4: Número de encuestas y manifestaciones



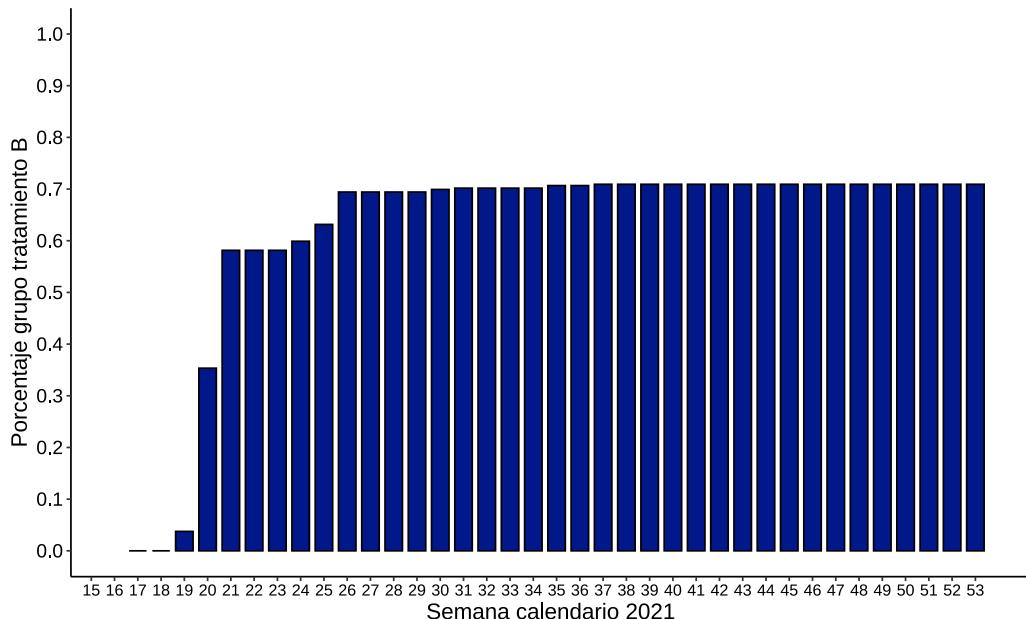
**Nota:** Esta figura muestra el número total manifestaciones reportadas por la Secretaría de Seguridad, Convivencia y Justicia en la zona urbana de Bogotá para 2021 y el número de diarios semanales respondidos por base; encuesta de línea base y encuesta de seguimiento.

Figura 5: Adopción escalonada del tratamiento

(a) Tratamiento A

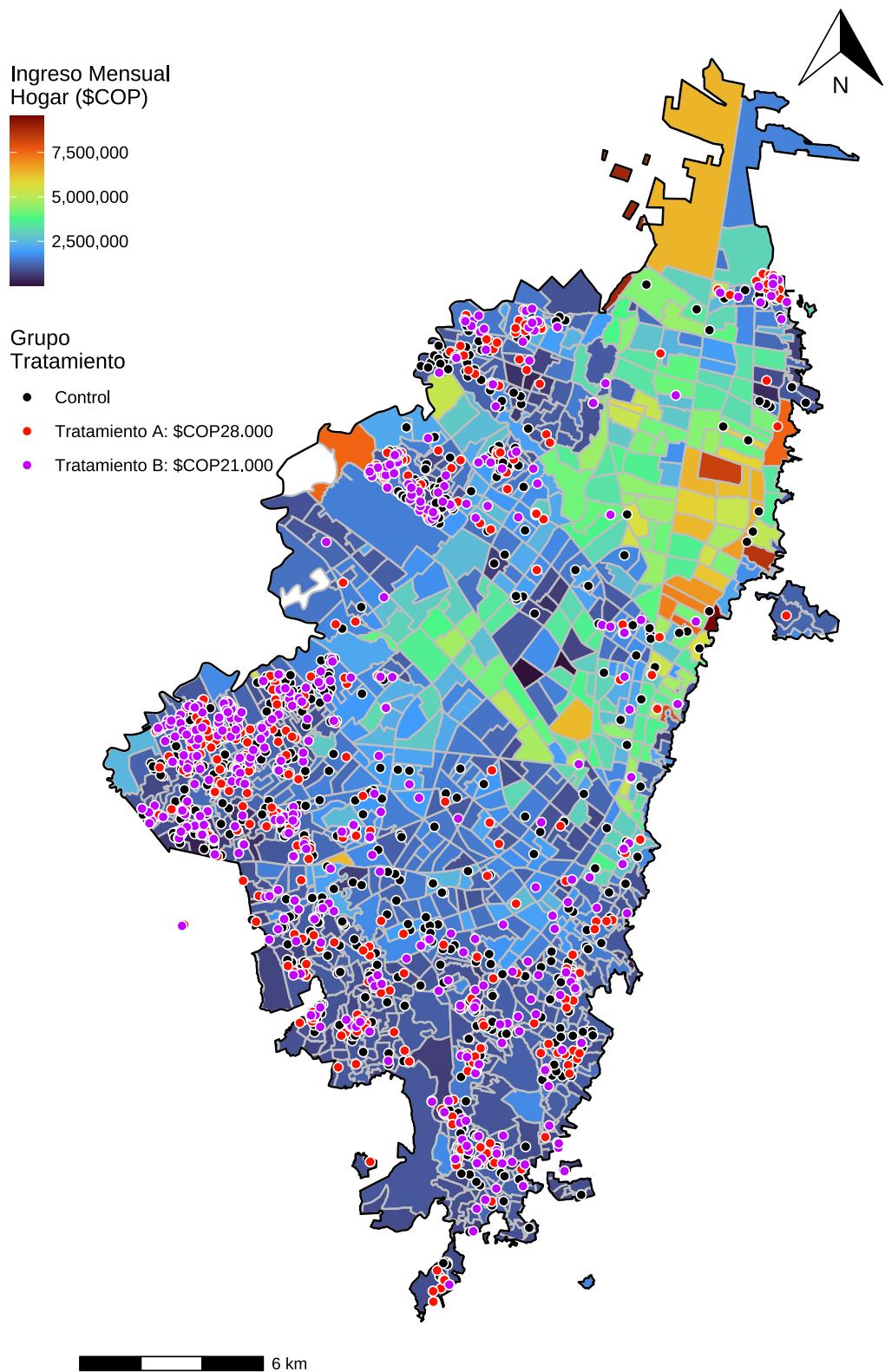


(b) Tratamiento B



**Nota:** Esta figura presenta el porcentaje de participantes en cada grupo de tratamiento que hacen uso del subsidio en algún momento de la intervención. El panel 5a muestra el porcentaje para el grupo de tratamiento A, mientras el panel 5b muestra el porcentaje para el grupo de tratamiento B.

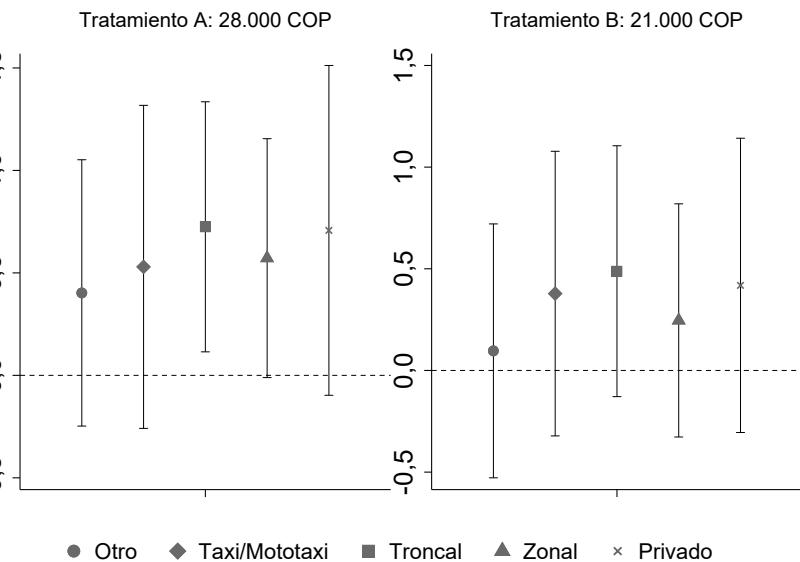
Figura 6: Distribución espacial de los participantes y del ingreso en Bogotá



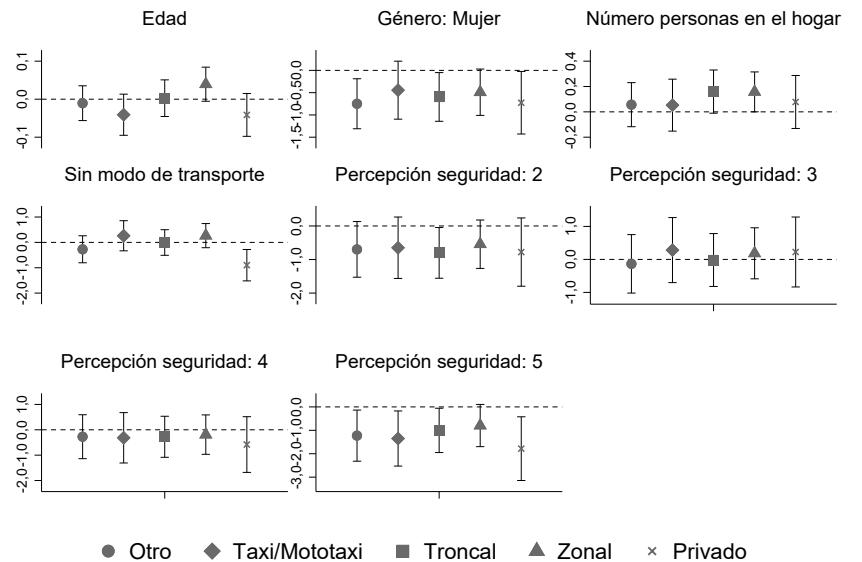
*Nota:* Esta figura muestra 1) el promedio de los ingresos mensuales de los hogares reportados en la Encuesta multipropósito de 2021 a nivel de barrio, y 2) la distribución residencial de los participantes del experimento reportado en la encuesta de línea base. La muestra está compuesta por los participantes del grupo de control (N=806) y grupo de tratamiento (N=801), para un total de 1.607 personas.

Figura 7: Estimaciones controles modelo Mixed Logit - Muestra completa

(a) Grupos de tratamiento

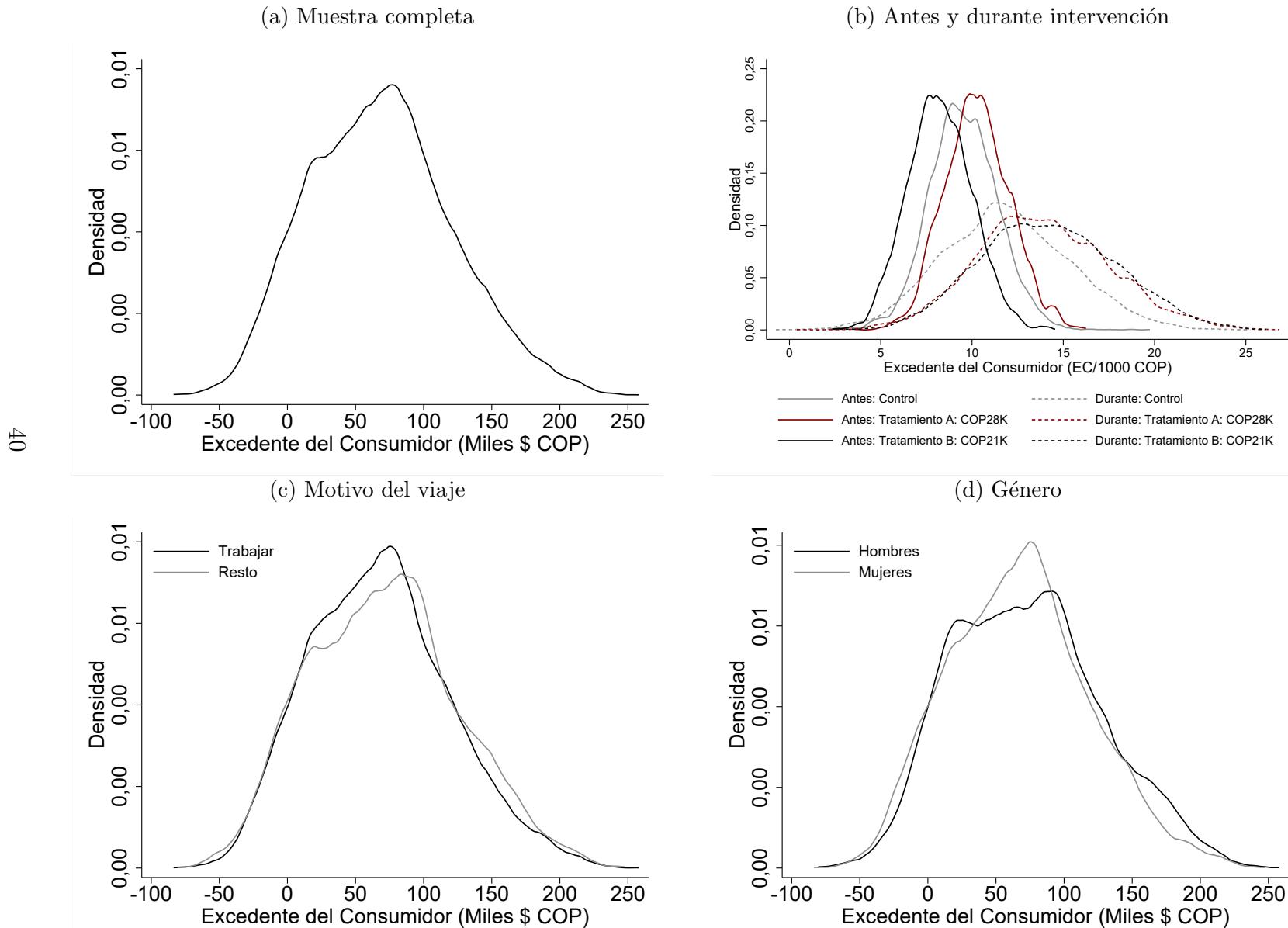


(b) Controles



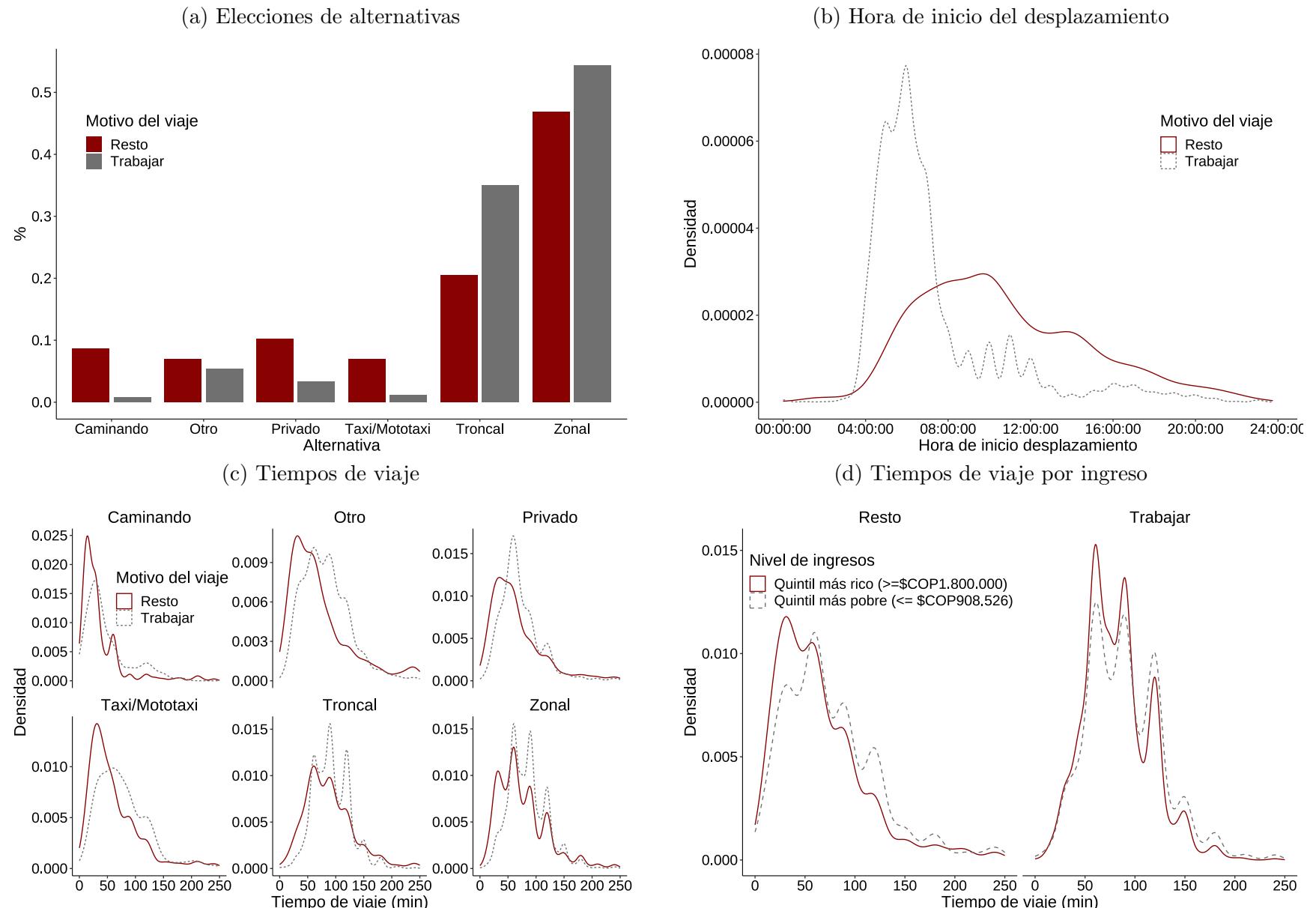
**Nota:** Esta figura presenta las estimaciones del modelo mixed logit preferido presentado en la [Tabla 8](#). Las gráficas corresponden a los coeficientes fijos por alternativa especificados en la [ecuación 2](#). El panel a muestra las estimaciones de los coeficientes de la asignación a los grupos de tratamiento A y B, mientras el panel b corresponde a las características de las personas incluidas como controles. La variable percepción seguridad corresponde a la percepción del nivel de seguridad reportado en la zona de residencia utilizando una escala donde 5 es totalmente de acuerdo y 1 es totalmente en desacuerdo. Las estimaciones presentadas corresponden al *relative-risk ratio* reportado por Stata relativo a la alternativa “exterior”, en este caso la caminata.

Figura 8: Distribución mensual del Excedente del Consumidor



**Nota:** Esta figura presenta la distribución del EC presentado en la [ecuación 6](#) utilizando las estimaciones de la columna 1 de la [Tabla 8](#). Las estimaciones hacen uso de los coeficientes aleatorios del costo del desplazamiento, suponiendo una distribución triangular. Las distribuciones presentadas corresponden a estimaciones de densidad Kernel del EC. El panel a presenta la distribución completa del EC. El panel b presenta la distribución antes y durante el tratamiento para cada grupo de tratamiento en la muestra. El panel c muestra la distribución del EC dividiendo la muestra por el motivo del viaje. Por último, el panel d muestra la distribución del EC dividiendo la muestra por el género de la persona.

Figura 9: Diferencias observables entre motivo del desplazamiento



**Nota:** Esta figura presenta en el panel a el porcentaje de veces que se escogió la alternativa dividiendo la muestra por motivo del viaje. El panel b muestra la distribución Kernel de la hora de inicio de los desplazamientos dividiendo la muestra por el motivo del viaje. El panel c muestra las distribuciones Kernel de los tiempos de viaje por alternativa utilizada dividiendo la muestra por motivo de viaje. Por último, el panel d muestra las distribuciones Kernel de los tiempos de viaje dividiendo la muestra entre los hogares con menores ingresos (ingreso mensual menor a \$COP908.526) e ingresos altos (mayores a \$COP1.800.000) por el motivo del viaje.