esade

EsadeEcPol - Center for Economic Policy

¿Logró la subvención al transporte público metropolitano sacar coches de las ciudades?

Un análisis con datos de tráfico en tiempo real de la ciudad de Madrid

EsadeEcPol Brief #44 Octubre 2023

AUTORES

Jorge Galindo
EsadeEcPol

Javier Martínez
EsadeEcPol

Natalia Collado
EsadeEcPol

Apoyo de investigación, datos y visualización: **Ramón Pacheco.**

Los autores agradecen los comentarios de Pedro Linares, Manuel Alejandro Hidalgo y Octavio Medina para enriquecer y hacer más sólido el análisis.

IDEAS CLAVE

- Con la evidencia disponible no podemos afirmar que la subvención al transporte metropolitano en ferrocarril haya reducido los coches en las calles de Madrid.
- Tampoco hay efecto para las zonas con mayor intensidad de tráfico, menor (o mayor) nivel de renta, ni para las vías principales (M-30) de acceso a la ciudad, ni en las zonas con mejor acceso a tren de cercanías o metro.
- En lugar de este tipo de subvenciones generalizadas, para fomentar el uso del transporte público recomendamos priorizar la inversión en puntos en los que pueda lograr a coste razonable una sustancial mejora de acceso y frecuencia, aparejado a rebajas de precio para hogares con ingresos más bajos, y peajes basados en *proxies* de renta (como peso de vehículo) para incentivar el cambio modal y cimentar la inversión adicional.

Línea de investigación:

Transición Verde

esade

EsadeEcPol - Center for Economic Policy

RESUMEN EJECUTIVO

Desde septiembre de 2022 el Gobierno estableció la gratuidad prácticamente total de los abonos para trenes de cercanías, además de una subvención adicional que llega a suponer descuentos de hasta el 50-60% en los abonos de metro de las ciudades españolas.

En los Presupuestos Generales de 2023, estas medidas tenían asignadas casi 700M€. Es, por tanto, una de las políticas más ambiciosas de las emprendidas en los últimos años para fomentar el transporte público.

El objetivo declarado de la medida era reducir el uso del vehículo privado, buscando alinear así los objetivos de reducir las emisiones de CO_2 y de aliviar el shock de precios energéticos (en este caso en la gasolina) tras la invasión de Ucrania.

Para evaluar si la medida ha servido a tal efecto utilizamos datos en tiempo real de tráfico de vehículos privados en Madrid. Con ellos construimos una serie de tráfico en la ciudad y observamos si se ha reducido de manera significativa tras la introducción de la medida. A tal efecto empleamos un método de estimación causal que compara esta evolución real con un modelo estadístico que dibuja esta misma línea, pero en un mundo alternativo sin medida.

Observamos que no hay una diferencia significativa. Es decir: con los datos disponibles no se puede afirmar que la subvención haya reducido los coches en Madrid. Este efecto no aparece ni en términos acumulados desde el 1 de septiembre de 2022 hasta el 30 de junio de 2023, ni medios día a día.

Empleamos el mismo método para detectar algún efecto en grupos, zonas o periodos concretos. Comprobamos que no hay efecto alguno aislando los medidores de vías rápidas (M-30); de entrada, o salida de la ciudad; en zonas de más o menos tráfico de partida; de renta alta, media o baja; de acceso cercano o no a paradas de transporte.

Entendemos que estos resultados aconsejan reconsiderar las políticas para el fomento del transporte público. Proponemos, por tanto:

1. Cuando el objetivo sea el alivio de rentas por impacto de subida de precios, las ayudas deberían diseñarse basadas exclusivamente en ese criterio. Políticas de tarifas progresivas o subsidios para grupos de bajos ingresos podrían ser más efectivas que subvenciones generales.
2. Para facilitar el acceso deberíamos en cambio priorizar la inversión en aquellos puntos en los que se logre a coste asumible una mejora de frecuencia, velocidad o acceso que baje significativamente el coste de entrada al transporte público en comparación con el vehículo privado.
3. Por último, si se desea complementar el impulso con mecanismos adicionales de incentivos y financiación, recomendamos considerar peajes urbanos, que se han demostrado más efectivos que las (más populares) Zonas de Bajas Emisiones en la reducción de la congestión y las emisiones. Estos peajes deberían diseñarse siguiendo criterios de emisiones y renta, como por ejemplo el peso del vehículo.

La gratuidad prácticamente total de los abonos para trenes de cercanías y media distancia, sumada a la generosa subvención del transporte público metropolitano (especialmente ferroviario: metros y tranvías), ha sido una de las medidas más novedosas de las emprendidas en los últimos años en España en el ámbito del transporte. La medida se presentó en un contexto especialmente complicado, el inmediatamente posterior a la crisis energética desatada tras la invasión de Ucrania por parte de Rusia, y como una manera en ese mismo contexto de alinear el objetivo inmediato de alivio del impacto del aumento de los costes energéticos en los precios (y por tanto en los bolsillos de los ciudadanos) con el previo, y de más largo aliento, de seguir descarbonizando nuestra economía.

Esta medida podría, efectivamente, afectar potencialmente a una buena parte del total de emisiones de CO_2: aquellas asociadas con el uso del vehículo privado para desplazamientos cortos o medianos dentro de zonas urbanas determinadas. Y esa es la vara con la que debería ser evaluada: la del uso del transporte privado en esas mismas zonas (con la excepción de los abonos de media distancia, que ameritan una valoración distintiva relacionada con el transporte interurbano). Eso es precisamente lo que abordamos en el presente estudio, escogiendo además un terreno que, sobre el papel, podría resultar especialmente favorable para el objetivo declarado de la política: el municipio de Madrid, que cuenta con una red de transporte pública notablemente densa beneficiada por la subvención, que además fue ampliada por una contribución extra del gobierno autonómico. En este documento empezamos por explicar la medida y motivar la evaluación, para después revisar otros estudios comparables que apoyan nuestra información, presentar nuestra metodología, resultados, y cerrar con recomendaciones de políticas concretas para el objetivo de reducción de uso del vehículo privado.

1. La medida y nuestros motivos para evaluarla

El 1 de septiembre de 2022 entró en vigor una bonificación del 100% del importe de los billetes de tren en las modalidades de cercanías y media distancia a los usuarios recurrentes. Para acceder a la bonificación, los usuarios debían registrarse en las plataformas de Renfe para después poder adquirir los pasajes. Se depositaba una fianza de 10€ en el caso de Cercanías y 20€ para Media Distancia, que se regresaba si el usuario adquiría un mínimo de 16 viajes en los 4 meses en los que originalmente iba a estar en vigor la política: hasta el 31 de diciembre de 2022. Luego se acabaría ampliando, con las mismas condiciones, para todo 2023.

Al mismo tiempo, la Comunidad de Madrid introdujo una subvención que supuso una rebaja efectiva del precio de todos los abonos de transporte metropolitano del 50%: un 30% financiado por los Presupuestos Generales del Estado, y un 20% adicional a cargo de los presupuestos autonómicos, ampliado a un 10% extra salvo para los abonos de diez viajes, que se mantuvo. Los abonos mensuales por zona y tipo quedarían así con un descuento del 60% sobre el precio previo a septiembre de 2022: si un abono de zona A estaba entonces en 54,6€, ahora costaría 21,8€. Las únicas excepciones fueron el abono joven (menores de 26 años), que solo bajó de 20€ a 8€ por estar ya fuertemente subvencionado en comparación con sus correlatos para edades intermedias; y el abono de tercera edad, que no podía bajar más de su precio vigente antes de la política: 0€.

El objetivo declarado de la política según el Gobierno era doble: “ayudar hacer frente al alza de los precios como consecuencia de la guerra en Ucrania, y […] fomentar el transporte público y reducir el uso del vehículo privado, lo que contribuirá a disminuir nuestra dependencia energética y nuestra huella de carbono” (La Moncloa. Ministerio de Transportes & Movilidad y Agenda Urbana, 2022).

El primer grupo de efectos, sobre los bolsillos de los contribuyentes, es casi banal: un descuento del 50% al 100% ha supuesto un menor precio del transporte público para sus usuarios de manera automática. Pero el segundo no es nada obvio: incluso en el caso de que detectáramos un aumento del volumen de viajeros en los transportes subvencionados, eso no implicaría un “fomento” del transporte público en comparación con el vehículo privado. Con este tipo de dato conoceríamos el destino, pero no el origen, de estos nuevos viajeros. La auténtica vara de medir está en el uso del vehículo privado.

2. ¿Qué dice la evidencia en otros lugares?

Antes de pasar a nuestra evaluación vale la pena detenernos en la evidencia que se ha venido acumulando para este tipo de políticas en otros países. Para empezar, es relevante destacar que los subsidios al transporte público son una práctica común a nivel global, justificada por diversas razones: para mitigar la congestión generada por la movilidad privada, favorecer el mercado laboral y, finalmente, para efectuar una redistribución de ingresos (Matas & Perdiguero, 2022). En el caso específico de España, se ha comprobado que los subsidios al transporte urbano tienen un efecto progresivo. Un estudio realizado por Cadena y colaboradores en 2016 examina las implicaciones de equidad del abono mensual en Madrid, concluyendo que su uso está inversamente relacionado con el nivel de ingresos, beneficiando más a aquellos con menores ingresos. De forma análoga, Matas y su equipo en 2020 determinan que los subsidios en la Región Metropolitana de Barcelona tienen un efecto progresivo moderado, impulsado por el mayor uso del transporte público entre los grupos de bajos ingresos.

Sin embargo, otros trabajos sugieren que los subsidios no focalizados podrían tener efectos distributivos neutros o incluso negativos. La AIReF, analizando el impacto distributivo de las distintas medidas de respuesta a la guerra de Ucrania, concluía en octubre de 2022 que las bonificaciones al transporte que evaluamos en este documento benefician más a los hogares de mayor renta. Para Madrid, un estudio de Arranz y otros en 2019 muestra que una reducción del abono mensual para jóvenes en Madrid benefició principalmente a los hogares de ingresos medios y altos, aunque también hizo más accesible el abono para los más desfavorecidos. En un contexto más amplio, Börjesson y colaboradores en 2020 analizan los subsidios al tránsito en Estocolmo, concluyendo que su progresividad es limitada ya que benefician de manera similar a distintos grupos de ingresos.

Aunque reducir las emisiones no es el objetivo explícito de los subsidios al transporte, teóricamente podrían contribuir a ello (Timilsina & Dulal, 2008). No obstante, los datos disponibles no son muy alentadores. Cats y otros en 2017, evaluando el transporte gratuito en Tallin, hallaron que, aunque el uso del transporte público aumentó un 14%, el uso del automóvil no disminuyó de manera significativa. Bull y su equipo en 2021 compararon las decisiones de transporte de dos grupos, uno con acceso gratuito al transporte público y otro sin tal beneficio, encontrando que el uso del transporte público aumentó más durante los periodos no pico. Busch-Geertsema y coautores en 2021 analizan para el estado de Hesse (Alemania) el impacto de la introducción de un billete de transporte público gratuito para todos los empleados públicos sobre el reparto modal. Sus resultados indican un crecimiento significativo en la utilización del transporte público para viajes laborales y otras actividades, pero, a pesar de este aumento, el uso de vehículos privados no disminuyó. Tan solo para aquellos que antes no disponían de abono y lo adquieren tras la política se observa una reducción del uso del coche. En el caso de España, Albalate y otros en 2022 examinan si el aumento de los viajeros en tren resultado de los descuentos al transporte público ha tenido un impacto positivo sobre la calidad del aire en 23 ciudades españolas.

Concluyen que no hay una relación estadísticamente significativa entre los subsidios y la reducción de distintos tipos de contaminantes.

Por otro lado, Gohl y Schrauth en 2022 demuestran que la reducción de las tarifas sin llegar a la gratuidad podría mejorar la calidad del aire. Evalúan el impacto de la tarifa plana de 9 euros que Alemania implantó durante tres meses con el objetivo de reducir el consumo de combustible, encontrando una reducción de hasta un 8% en los niveles de contaminación del aire. La Asociación de Empresas de Transporte de Alemania (VDV) corrobora estos hallazgos, señalando que el 17% de los usuarios del billete de 9 euros cambiaron su modo de transporte, y el 10% redujo al menos uno de sus viajes diarios en coche. Además, el impacto medioambiental fue positivo, evitando la emisión de 1,8 millones de toneladas de CO_2.

3. Datos y metodología

Teniendo en cuenta el objetivo declarado de la política que nos ocupa, lo que queremos es poder evaluar si la subvención total al billete de cercanías consiguió reducir los desplazamientos en vehículo privado.

Para ello la condición inicial necesaria es disponer de datos que cuantifiquen ese mismo indicador. Madrid tiene la serie más accesible y de más alta frecuencia de tráfico de vehículo privado en circulación. Los datos disponibles en la web del Ayuntamiento de Madrid contienen diversas métricas de tráfico cada 15 minutos y en más de 4.100 puntos de medida. Esta será nuestra variable dependiente, el equivalente a las de emisiones en trabajos como Gohl y Schrauth (2022).

Ahora bien, la base de datos completa desde el momento del inicio de la recolección (2013) comprende miles de millones de entradas en un grado de desagregación, tanto temporal como espacial. Este grado de desagregación permitiría, en teoría, identificar momentos o lugares afectados por la política y distinguirlos de otros que no lo están. Pero la naturaleza de la medida efectiva es la de una subvención a todo tipo de transporte ferroviario para desplazamientos cortos en el área metropolitana, en cualquier momento del día, de la semana o del mes desde la fecha de inicio. Si a ello le sumamos la implantación de este tipo de transporte en Madrid, no hay realmente ninguna zona o momento que pueda ser empleado como control natural, aunque las diferencias entre los mismos sí permiten análisis de heterogeneidad.

Elegimos por tanto una aproximación que permita manejar el conjunto de datos y compararlo con un control sintético que refleje el total del tráfico de vehículo privado en Madrid. Utilizamos así la misma aproximación empírica que ya empleamos en la evaluación de los efectos de la excepcionalidad ibérica: comparar el tráfico observado con el que habríamos observado sin la política.

El método: impacto causal. El método de impacto causal basado en control sintético es una técnica estadística diseñada para estimar el efecto causal de una intervención en una serie temporal cuando no se dispone de un grupo de control explícito. Este método emplea un enfoque bayesiano para construir un "control sintético" que resulta de una combinación ponderada de múltiples series temporales de control, seleccionadas para replicar la trayectoria de la serie de interés antes de la intervención. Una vez construido este control sintético, el impacto causal de la intervención se estima comparando las diferencias entre la serie de interés y su control sintético después de la intervención. Esencialmente, el control sintético actúa como un contrafactual, permitiendo inferencias causales sobre el efecto de la intervención en la serie temporal de interés.

Variable dependiente: tráfico observado. Partimos de la serie conjunta de indicadores y considerando la desagregación temporal y el reto computacional que esto suponía, redujimos su dimensión hasta obtener una serie temporal diaria a partir de la información de todos los medidores.

Modelo base y variables independientes. A continuación, necesitamos construir un modelo que sea capaz de predecir el tráfico de Madrid antes de la intervención con la mayor precisión posible. Considerando los determinantes que pueden ayudarnos a explicar los desplazamientos y siguiendo a Tassinari (2022), alimentamos el modelo con esta información:

- La propia serie de tráfico con retardos de 1 a 7 días para capturar mejor su estructura.
- El precio de los carburantes. Utilizamos el precio diario de la gasolina, el gasóleo y el gas licuado del petróleo y también añadimos dichas variables con un retardo de un día para tratar de capturar mejor su impacto en el uso de los vehículos[1].
- Creamos dummies para fechas donde la movilidad se puede ver afectada como los festivos y fines de semana.
- Condiciones meteorológicas. Añadimos los datos diarios de temperatura y precipitaciones en la provincia de Madrid disponibles en la AEMET.
- Grado de confinamiento durante y tras la pandemia. Creamos un índice que va de 0 (totalmente cerrado) a 5 (totalmente abierto), especificando el grado de confinamiento aproximado al que se veía sometida Madrid y su área metropolitana. Cuando hay variedad entre municipios se utiliza una media cualitativamente ponderada, en la que domina la ciudad de Madrid[2].
- Para suplir la falta de datos de incidencia del coronavirus que cubran todo el periodo de análisis, creamos un umbral que sigue la siguiente estructura: 0 para periodos fuera de pandemia; 1 periodos de pandemia con una media móvil de la incidencia acumulada de los últimos 7 días por debajo de un umbral determinado; 2 periodos donde la media móvil de la incidencia acumulada de los últimos 7 días supera un umbral determinado.
- Entrada en vigor de la nueva Zona de Bajas Emisiones que afectaba a la circulación en la M-30.

La variable independiente central: movilidad agregada. Junto a todas las anteriores, la variable de movilidad ocupa un lugar central en nuestro modelo. Está construida a partir de las señales de teléfonos móviles recogidas de manera sistemática. La ventaja crucial de estas series es que agrega todo tipo de movimientos indistintamente del medio empleado, de manera que incluye, pero no se limita a, los desplazamientos de nuestra variable dependiente, en vehículo privado, que conceptualmente representa un subgrupo de esta variable independiente. Por ello, es de esperar que su poder predictivo sea considerable. También es de esperar que la serie no se vea afectada por la medida (puesto que una rebaja relativa de un tipo de transporte frente a otro no debería implicar un mayor número de desplazamientos totales). Lo que sí cabe esperar es que, si la medida produce una modificación en la elección del medio de transporte, dicho poder predictivo *cambie* (es decir, que la relación entre ambas series se modifique)

1 Solo añadimos retardos para los principales carburantes: gasolina 95 y gasóleo A.

2 También incluimos una versión simplificada del indicador en 0 (confinamiento total, fases 1 o 2 de la desescalada); o 1 (fases 3 en adelante; apertura total).

si la política ha tenido algún efecto sobre la composición modal: si ha bajado a gente de sus coches para subirla a los trenes. Esto la hace recomendable para cimentar nuestro modelo que servirá de base para medir precisamente esto mediante la estrategia de impacto causal.

La construcción del indicador presenta, sin embargo, un reto metodológico: no hay ninguna fuente de información que nos dé una serie completa para el periodo de interés. Partimos de dos fuentes, una procedente de un índice de movilidad desarrollado por Google Maps y la otra de datos de movilidad suministrados por el Ministerio de Transporte, Movilidad y Agenda Urbana para la ciudad de Madrid.

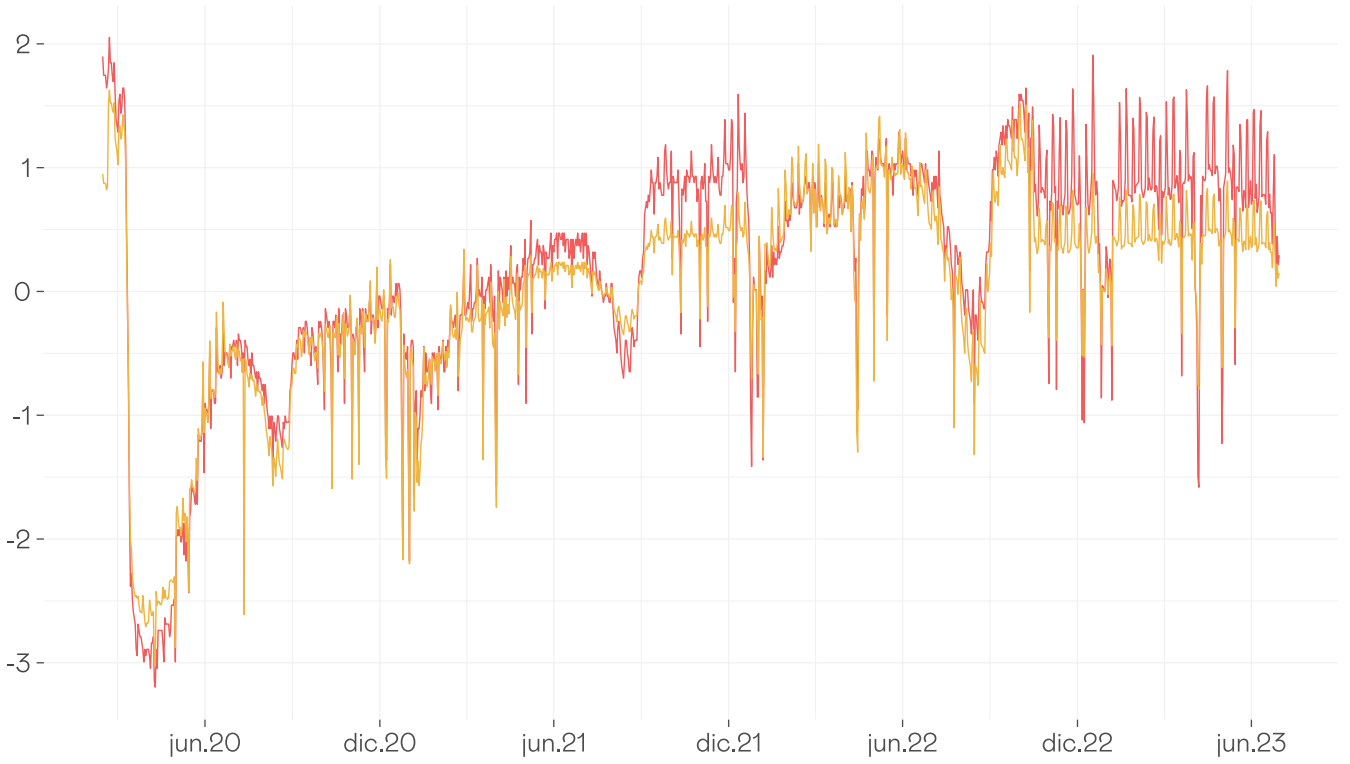
La serie de movilidad de Google se empezó a publicar al inicio de la pandemia (mediados de 2020) y tenía como objetivo indicar la variación en número de visitas a ciertos lugares por región geográfica. Aseguran representación estadística significativa para las regiones incluidas, entre ellas la Comunidad de Madrid. Recogen las visitas a una serie de categorías de puntos de interés (supermercados y farmacias, parques, estaciones de transporte, tiendas y ocio, zonas residenciales, lugares de trabajo) que comparan con un valor de referencia de ese día de la semana. Ese valor de referencia, que es la media de cada día de la semana, se corresponde a cinco semanas entre el 3 de enero y el 6 de febrero de 2020. Estos datos presentan dos limitaciones que es importante tener presentes: se dejaron de recoger el 15 de octubre de 2022, y dependen de si el usuario tiene los ajustes de su teléfono y de conectividad establecidos de manera que Google pueda recoger los datos.

La serie del MITMA, por su parte, se basan en el posicionamiento de los teléfonos móviles, con un registro total de más de 13 millones para toda España, de un solo operador móvil. En este caso, el problema es que los datos solo inician en enero de 2022, aunque llegan hasta el 30 de junio de 2023, punto de cierre del presente estudio y se siguen publicando periódicamente a día de hoy.

En nuestra construcción de la variable, las series temporales se encuentran referenciadas a febrero de 2020, aunque finalizan en períodos distintos: 15 de octubre de 2022 y 30 de junio de 2023 respectivamente. Para obtener un único indicador a partir de ellas que comprenda nuestro periodo de estudio, tras analizar las características de ambas series temporales (en cuanto a estacionariedad, correlación, ... etc) y ver su similitud, se procede a su normalización para abordar las diferencias en las magnitudes. A continuación, construimos dos series: la primera se construye tomando el valor medio de las dos series originales, tratando los valores faltantes en cualquiera de las series como cero y la segunda serie se crea a partir del índice de movilidad de Google estandarizado, completando los valores correspondientes al periodo comprendido entre el 15/10/2022 y 30/06/2023 con los datos estandarizados del Ministerio de Transporte - tras observar analítica y gráficamente una clara convergencia entre ambas series para todo el año 2022. Así, obtenemos dos series que representan la movilidad interna de Madrid y cuyos resultados y ajuste del modelo estadístico se mantiene para ambas.

Gráfico 1. Series de movilidad

Media entre ambas series y indicador de Google completado con datos del MITMA

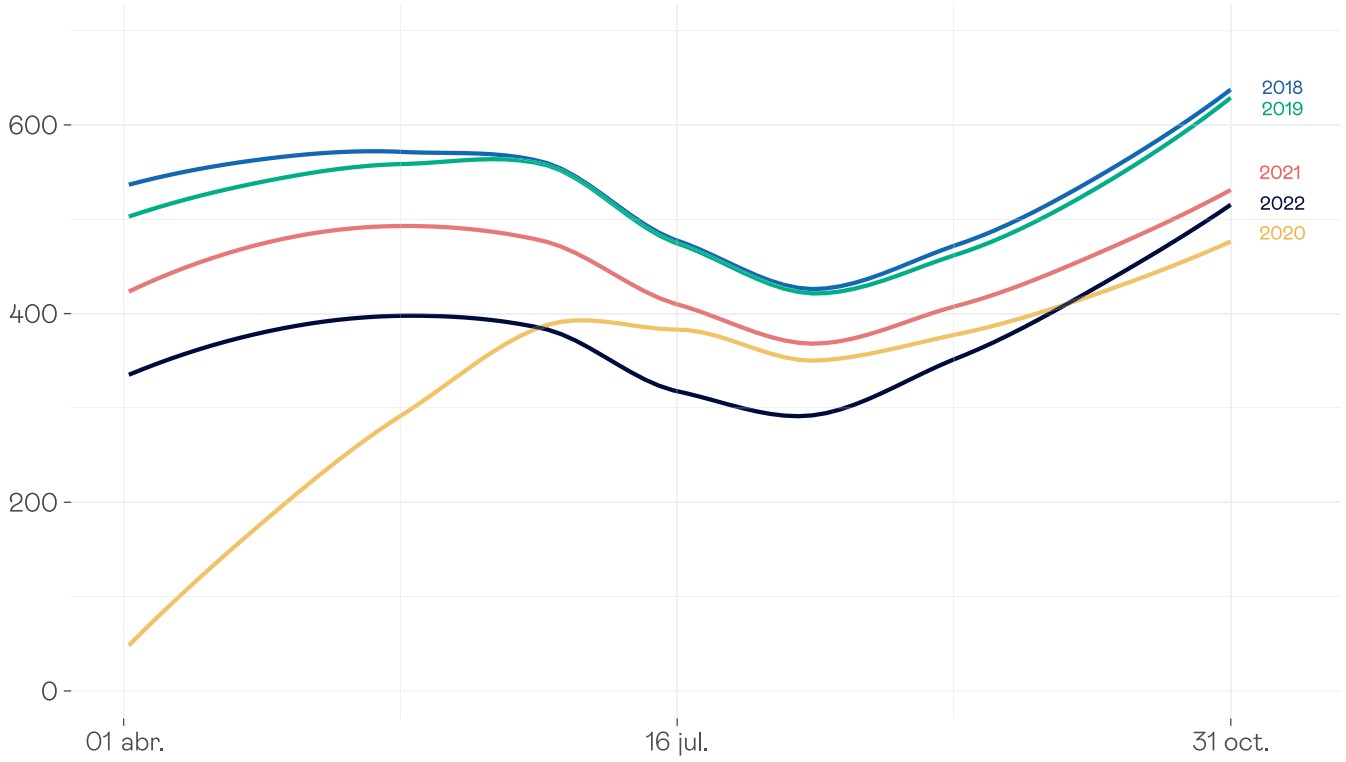


Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de MITMA y Google | EsadeEcPol

El periodo de análisis. Esta aproximación resuelve la construcción de esta variable independiente, pero introduce una cierta limitación de tiempo en el análisis, que no puede llevarse a antes del inicio de la pandemia. Nos parece en cualquier caso esta limitación es asumible en la medida en que, según se ve en el Gráfico 2, la cantidad de vehículos privados en las calles de Madrid no ha vuelto a los niveles pre-pandemia. De este modo, no hay razón para pensar que nuestro modelo esté peor calibrado para anticipar el contrafactual después de septiembre de 2022 por no disponer de datos para septiembre de 2018 o 2019.

Gráfico 2. Media diaria del número de vehículos por hora en Madrid

Intensidad del número de vehículos por hora (2018-2022)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Ayuntamiento de Madrid | EsadeEcPol

En cualquier caso, dado lo especial del periodo analizado, incluiremos como test de robustez extra la estimación de nuestros modelos con dos fechas de inicio distintas: febrero de 2020, justo al borde del estallido de la pandemia; y septiembre de 2021, inicio del segundo curso escolar tras la pandemia.

Construyendo el control sintético. Una vez tenemos definidos el primer paso para analizar el impacto mediante un contrafactual es desarrollar un modelo que nos permita capturar a partir de otras variables y con la mayor precisión posible la variable de interés, en este caso el tráfico.

Estimando una regresión lineal y tomando los datos desde febrero de 2020, el modelo tiene una capacidad bastante elevada de aproximar la serie real de tráfico (un 90%) tal y como se refleja en la Tabla 1. Como medida de robustez estimamos el mismo modelo pero empezando en septiembre de 2021 y obtenemos resultados muy similares (ver Tabla 1 del Anexo).

Tabla 1. Resultados modelo de regresión lineal desde febrero de 2020

Coeficientes

	Estimación	Error estándar	t value	Pr (> | t |)	
Constante	**3.1381**	0.1819	17.251	< 2e-16	***
Fin de semana	**-0.4695**	0.0130	-35.921	< 2e-16	***
Festivos laborables	**-0.1654**	0.0360	-4.588	4.95e-06	***
Festivo escolar	**0.0093**	0.0130	0.715	0.4746	
Grado de apertura de la pandemia	**0.0465**	0.0063	7.383	2.90e-13	***
Confinamiento	**-0.1139**	0.0206	-5.527	3.99e-08	***
Subvención al transporte ferroviario	**-0.0134**	0.0265	-0.507	0.6124	
Subvención carburante	**-0.0793**	0.0230	-3.442	0.0005	***
Precio glp	**-0.7596**	0.1668	-4.553	5.82e-06	***
Precio gasóleo A	**3.3522**	1.7085	1.962	0.0499	*
Precio gasóleo B	**0.0487**	0.2278	0.214	0.8307	
Precio gasóleo P	**-3.2667**	1.6540	-1.975	0.0484	*
Precio gasolina 95 e5	**-6.6810**	1.2979	-5.147	3.08e-07	***
Precio gasolina 98 e5	**6.7366**	1.2736	5.289	1.46e-07	***
Temperatura media	**0.0029**	0.0007	3.930	9.00e-05	***
Precipitación media	**0.0016**	0.0008	1.996	0.0461	*
Incidencia del coronavirus	**-0.0235**	0.0097	-2.422	0.0156	*
Entrada en vigor Zona de Bajas Emisiones	**-0.0243**	0.0297	-0.818	0.4136	
Serie movilidad	**0.2458**	0.0093	26.262	< 2e-16	***
Retardo 1 día tráfico	**0.3060**	0.0173	17.653	< 2e-16	***
Retardo 2 días tráfico	**0.0178**	0.0193	0.920	0.3576	
Retardo 3 días tráfico	**0.0960**	0.0187	5.128	3.41e-07	***
Retardo 4 días tráfico	**-0.0216**	0.0187	-1.155	0.2482	
Retardo 5 días tráfico	**0.1035**	0.0204	5.066	4.71e-07	***
Retardo 6 días tráfico	**-0.0250**	0.0190	-1.317	0.1879	
Retardo 7 días tráfico	**0.0231**	0.0199	1.160	0.2463	
Retardo 1 día gasóleo	**0.2041**	0.1609	1.269	0.2048	
Retardo 1 día gasolina	**-0.5344**	0.1966	-2.718	0.0066	**

R^2: 0.9096 | R^2 ajustado: 0.9076

El modelo de impacto causal. Una vez que conseguimos replicar la serie de tráfico con todos estos indicadores, el siguiente paso es construir el contrafactual con el menor error posible. Este nos ayuda a imaginar, en base a la evolución a las variables que afectan a los desplazamientos, cómo habría sido el tráfico en ausencia de la subvención. La estimación la realizamos con modelos bayesianos estructurales (BSTS por sus siglas en inglés) que, además, atribuyen una probabilidad aproximada a que la diferencia entre el contrafactual y la serie observada esté provocada por la política. Para ello, empleamos el paquete de trabajo en R de CausalImpact, una implementación del método desarrollado por Google, que permite realizar análisis de impacto causal en series temporales ponderadas.

4. Resultados

Tras haber comprobado que con nuestras variables podemos aproximar y predecir con bastante exactitud la evolución del tráfico podemos pasar a evaluar y analizar el impacto de la subvención al transporte ferroviario de Madrid. La Tabla 2 resume los resultados del análisis.

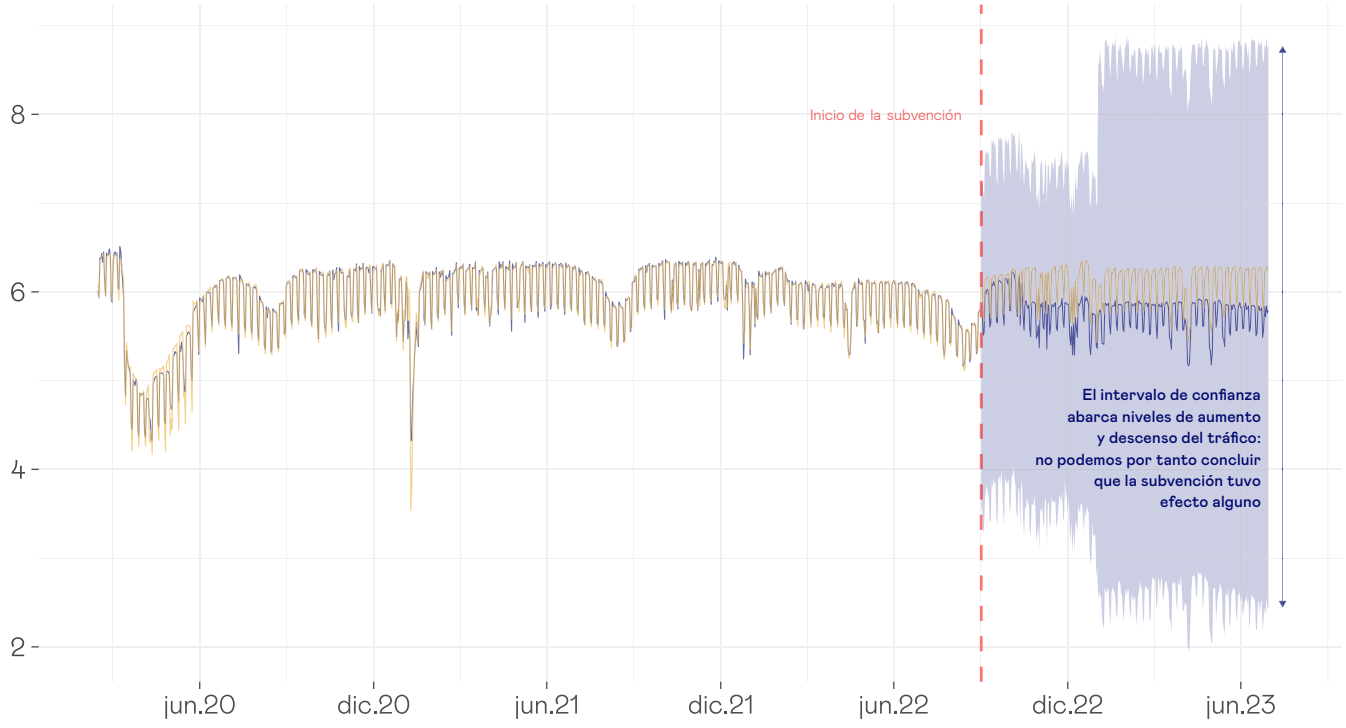
Tabla 2. Resultados del análisis causal

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6.1	1845.3
Predicción (d.est.)	5.9 (1)	1787.0 (309)
95% IC	[3.6, 8.4]	[1087.3, 2541.1]
Efecto absoluto (d.est.)	0.19 (1)	58.37 (309)
95% IC	[-2.3, 2.5]	[-695.7, 758.0]
Efecto relativo (d.est.)	8.5% (40%)	8.5% (40%)
95% IC	[-27%, 70%]	[-27%, 70%]
Probabilidad de efecto causal	64%	
Probabilidad de resultado aleatorio	0.36087	

Observamos que la diferencia entre la serie estimada y la real no es estadísticamente distinta de cero y que, además, la probabilidad de obtener este resultado de forma aleatoria es muy alta (p=36%), cuando los estándares habituales en este tipo de *tests* es que esta probabilidad no supere el 5%. Esto nos lleva a concluir la política no ha tenido un efecto observable estadísticamente significativo, ni en una dirección clara, sobre el uso de vehículo privado en Madrid. El Gráfico 3 refleja a la perfección este resultado.

Gráfico 3. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

En la tabla también se aprecia que no hay efecto ni relativo, ni absoluto, ni en términos medios, ni acumulados. Es decir, y en resumen: no podemos afirmar que la subvención a trenes de cercanías y metro hayan hecho bajar el tráfico en Madrid.

5. Robustez y heterogeneidad

Dado que nuestra aproximación central a los datos de tráfico ha sido desarrollar una medida agregada y que la subvención ha podido tener impacto en algunos puntos concretos de la capital, (por ejemplo, donde había rutas que podían ser sustitutivas de los desplazamientos en coche) hemos llevado a cabo varios análisis de heterogeneidad, tratando de buscar esos efectos aislados en segmentos de tiempo, zonas, o porciones de la población en las que podría esperarse que la política hubiera tenido un efecto mayor. En la Tabla 3 presentamos nuestros resultados, detallados en las siguientes subsecciones, y que pueden resumirse nuevamente en una frase: no hallamos efecto estadísticamente significativo alguno sobre reducciones de tráfico privado con ninguno de estos análisis adicionales. Las tablas completas, con los resultados que comentaremos a continuación en cada una de las subsecciones, se encuentra en los anexos.

Tabla 3. Resultado del análisis causal en las distintas especificaciones

	Efecto medio absoluto estimado al 95% de intervalo de confianza		
	Mínimo	Máximo	Probabilidad de resultado aleatorio
M-30	-4,2	4,6	34 %
Urbano	-2,1	2,3	45 %
Medidores en entradas a la M-30	-2,3	2,5	36%
Quintil 1 de tráfico	-1,5	2,4	19%
Quintil 2 de tráfico	-1,9	2,7	31%
Quintil 3 de tráfico	-1,9	2,6	28%
Quintil 4 de tráfico	-1,9	2,8	31%
Quintil 5 de tráfico	-2,3	2,4	44%
Tercil 1 de renta	-2,2	2,1	46%
Tercil 2 de renta	-2	2,5	47%
Tercil 3 de renta	-1,6	2,8	44%
Medidores con ninguna parada de cercanías o metro cerca	-1,8	2,8	38%
Medidores con una estación de cercanías o metro cerca	-2,1	2,4	37%
Medidores con 2 o más paradas de cercanías o metro cerca	-2	2,7	48%
Días de la semana	-2	2,4	25%
Fin de semana	-3,8	3,9	16%

Urbano y M-30

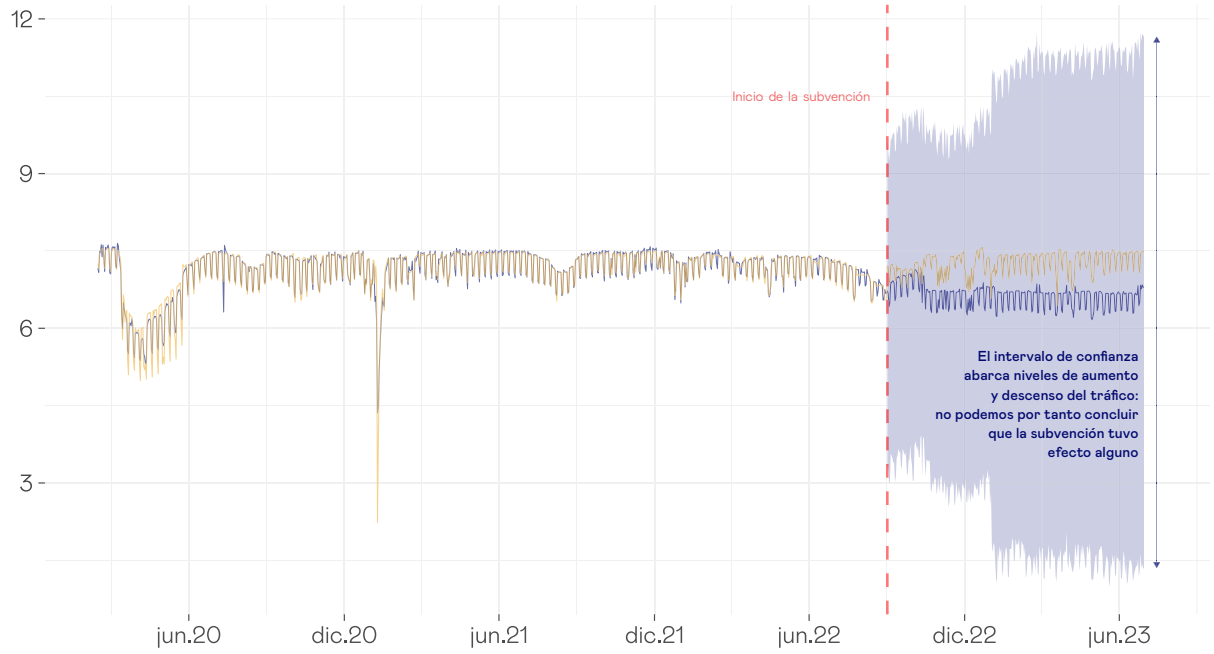
La primera división que consideramos está incluida en la base de datos original, que clasifica a los medidores en función de dónde se encuentren ubicados: si en el entramado de calles consideradas como urbanas o en aquel que corresponde con las vías principales dentro de la circunvalar M-30 o asociadas con la misma como entradas o salidas. Del total de medidores, un 9,5% (412) corresponden con M-30 y un 90,5% (4009) con los urbanos. La naturaleza de estos dos grupos difiere en que en que las vías de la M-30 suelen tener un tráfico más fluido y son usadas para desplazamientos más largos, mientras que las vías urbanas son más propensas a tráfico de más corto recorrido, y posiblemente más congestionadas de media, si bien las de M-30 podrían estarlo más en los días y horas pico de tráfico[3].

Corremos un análisis separado para cada uno de los grupos y en ambos casos obtenemos la misma conclusión: la política no tiene un impacto estadísticamente significativo en ninguno de los dos ámbitos. Los resultados, graficados más abajo y detallados en el anexo, no permiten establecer un efecto de dirección clara, siendo las probabilidades de efecto causal para ambos subgrupos claramente insuficientes (en el caso de los medidores urbanos, de hecho, es prácticamente equivalente a tirar una moneda al aire).

3 Los modelos de regresión lineales para la M-30 y los medidores urbanos tienen un R^2 del 92% y el 93% respectivamente.

Gráfico 4. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real en medidores situados en la M-30

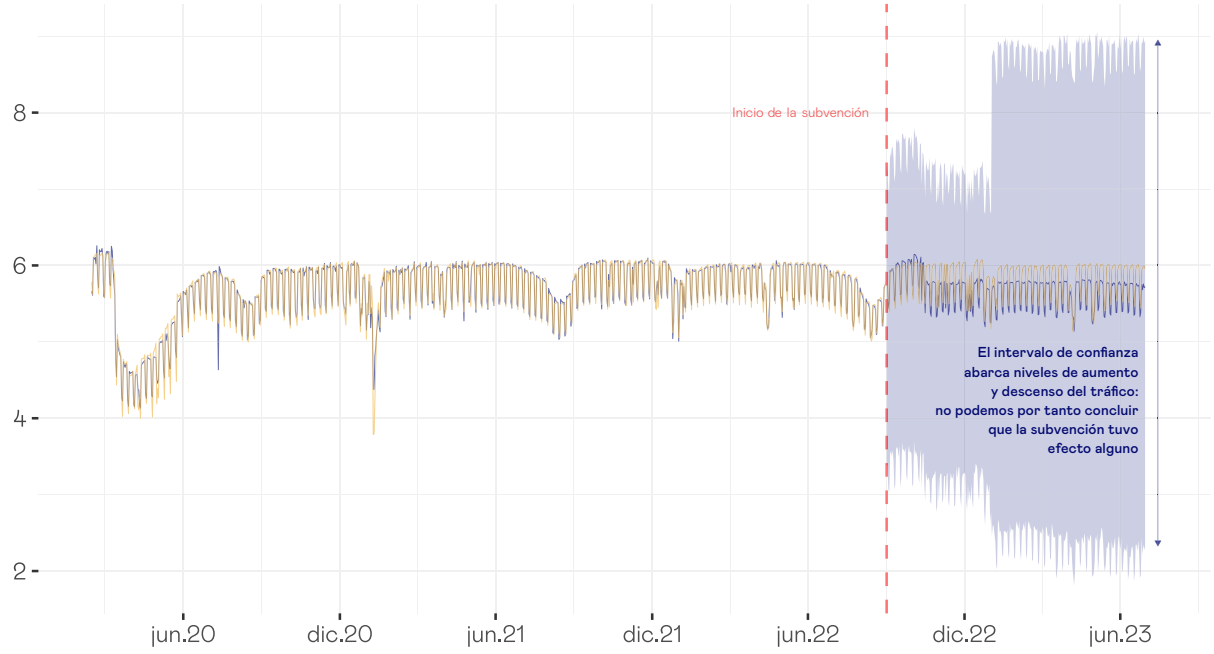
Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

Gráfico 5. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real en medidores urbanos

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

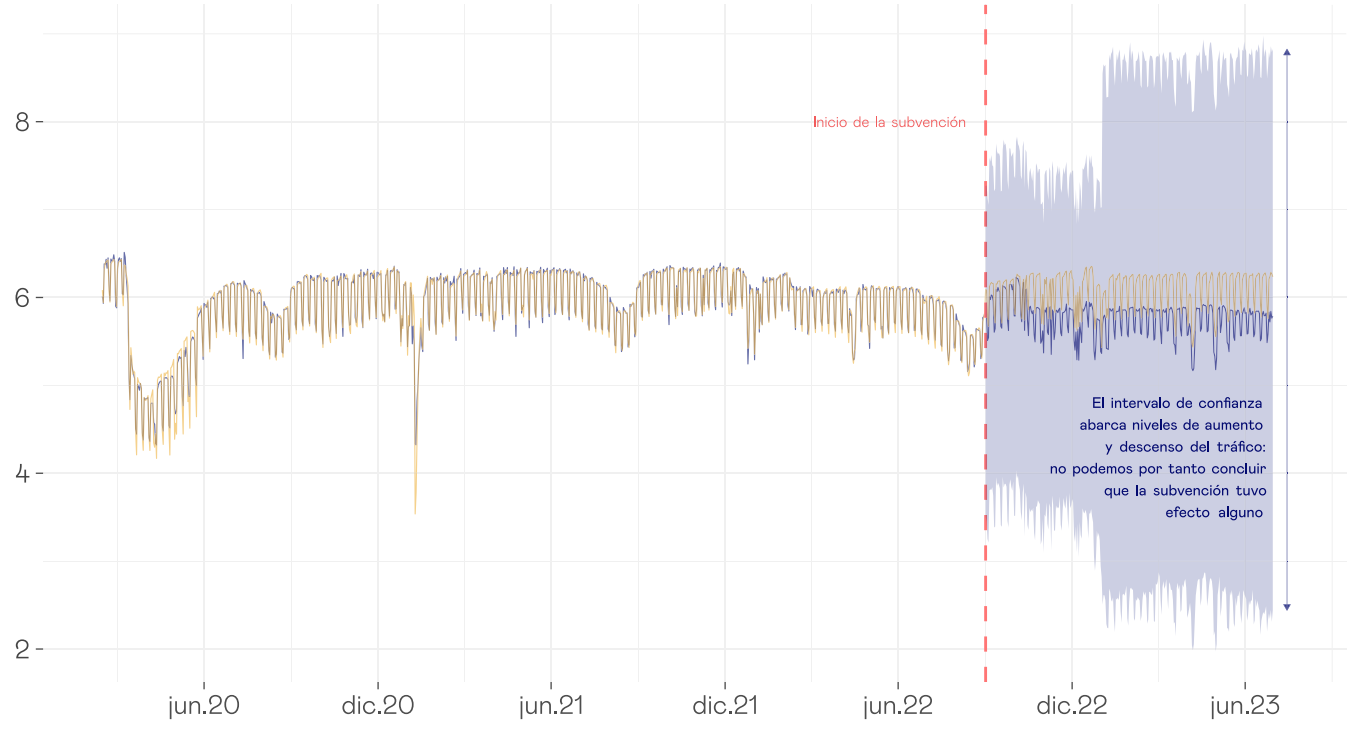
Medidores en entradas a la M-30

Con objeto de aproximar un poco mejor la realidad del impacto posible de la política en aquellos usuarios que hacen *commuting* escogemos un subgrupo de los medidores etiquetados como M-30: aquellos que no se encuentran en el circuito central circular, sino que son entradas al mismo desde cualquier punto externo a la 'almendra' central (la parte de Madrid que queda dentro de la M-30), o salidas hacia estos mismos puntos. En este subgrupo de medidores tenemos al 2% del universo (4421).

De nuevo, no hay efecto aparente. El tráfico real promedio en este subgrupo de medidores fue de 6,1, con un tráfico acumulado de 1845,3. La predicción basada en nuestro modelo fue muy cercana, con un promedio de 5,9 y un acumulado de 1787. Cuando observamos el efecto absoluto, que mide la diferencia entre el tráfico real y el tráfico previsto, encontramos un efecto muy pequeño: un incremento medio de 0,19 y un incremento acumulado de 58,37. Ambos están dentro del intervalo de confianza del 95%, lo que significa que no podemos afirmar con certeza que estos cambios se deban a la política de subvención. Por último, la probabilidad de que este efecto sea causal es del 64%, mientras que la probabilidad de que sea un resultado aleatorio es del 36%, en línea con los resultados anteriores, y claramente insuficiente para considerarlo estadísticamente significativo.

Gráfico 6. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real en medidores en entradas a la M-30

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

Quintiles

Es posible que la política haya tenido un efecto mayor o menor en zonas de tráfico especialmente intenso (o bajo), en la medida en que las dinámicas de cambio modal en ellas pueden diferir, así como los costes de congestión que incentiven a una modificación de hábitos con un incentivo determinado. Para comprobarlo, creamos quintiles de tráfico agregado durante todo el periodo de análisis anterior a la política, y asignamos cada medidor a uno de ellos, creando por tanto cinco grupos idénticos del 20% del total del universo cada uno. A continuación, agregamos todos los medidores de un mismo quintil para crear una nueva serie temporal.

De nuevo llegamos a la misma conclusión: la política no tiene un impacto estadísticamente significativo en ninguno de los quintiles[4]. A lo largo de todos los quintiles, los resultados muestran una consistente falta de impacto estadísticamente significativo de la política de subvenciones al transporte ferroviario en el tráfico de vehículos privados.

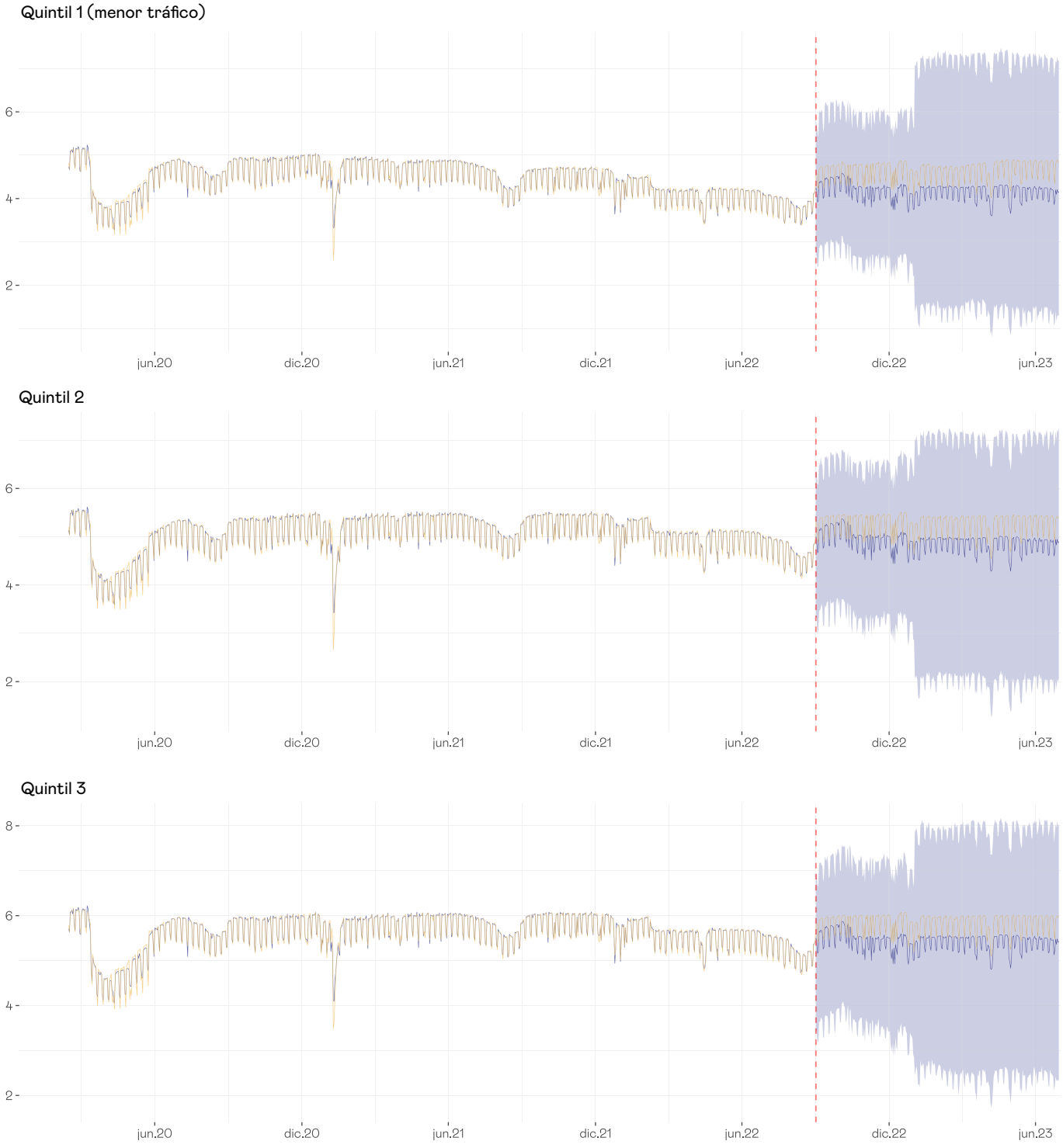
Por ejemplo, en el quintil 1, que representa las áreas de menor tráfico, la probabilidad de un efecto causal es del 81%, pero el efecto absoluto y relativo está dentro del intervalo de confianza del 95%, haciendo que el efecto sea estadísticamente insignificante. Similarmente, en el quintil 5, que representa las áreas de tráfico más alto, la probabilidad de un efecto causal baja al 56%, y de nuevo el efecto tanto absoluto como relativo se encuentra dentro del intervalo de confianza.

En términos más generales, las probabilidades posteriores de un efecto causal varían entre el 56% y el 81%, y en ningún caso se alcanza una significación estadística robusta. Los intervalos de confianza en todos los quintiles son lo suficientemente amplios como para diluir cualquier observación.

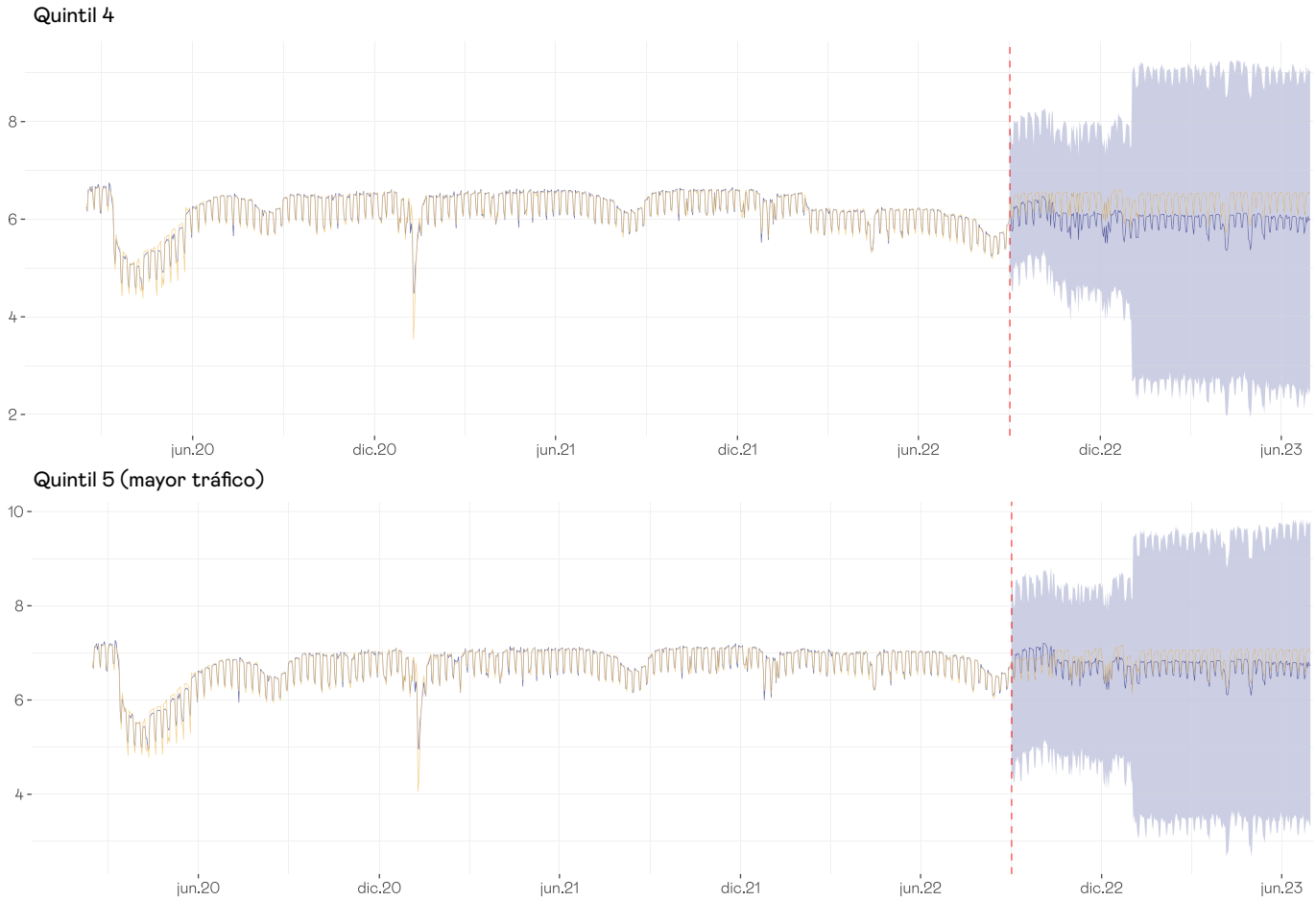
4 Los modelos de regresión lineales para los cinco quintiles de tráfico tienen un R^2 del 99% salvo para el último quintil que es del 91%.

Gráfico 7. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real por quintiles de tráfico

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

Terciles a partir de la renta de la sección censal

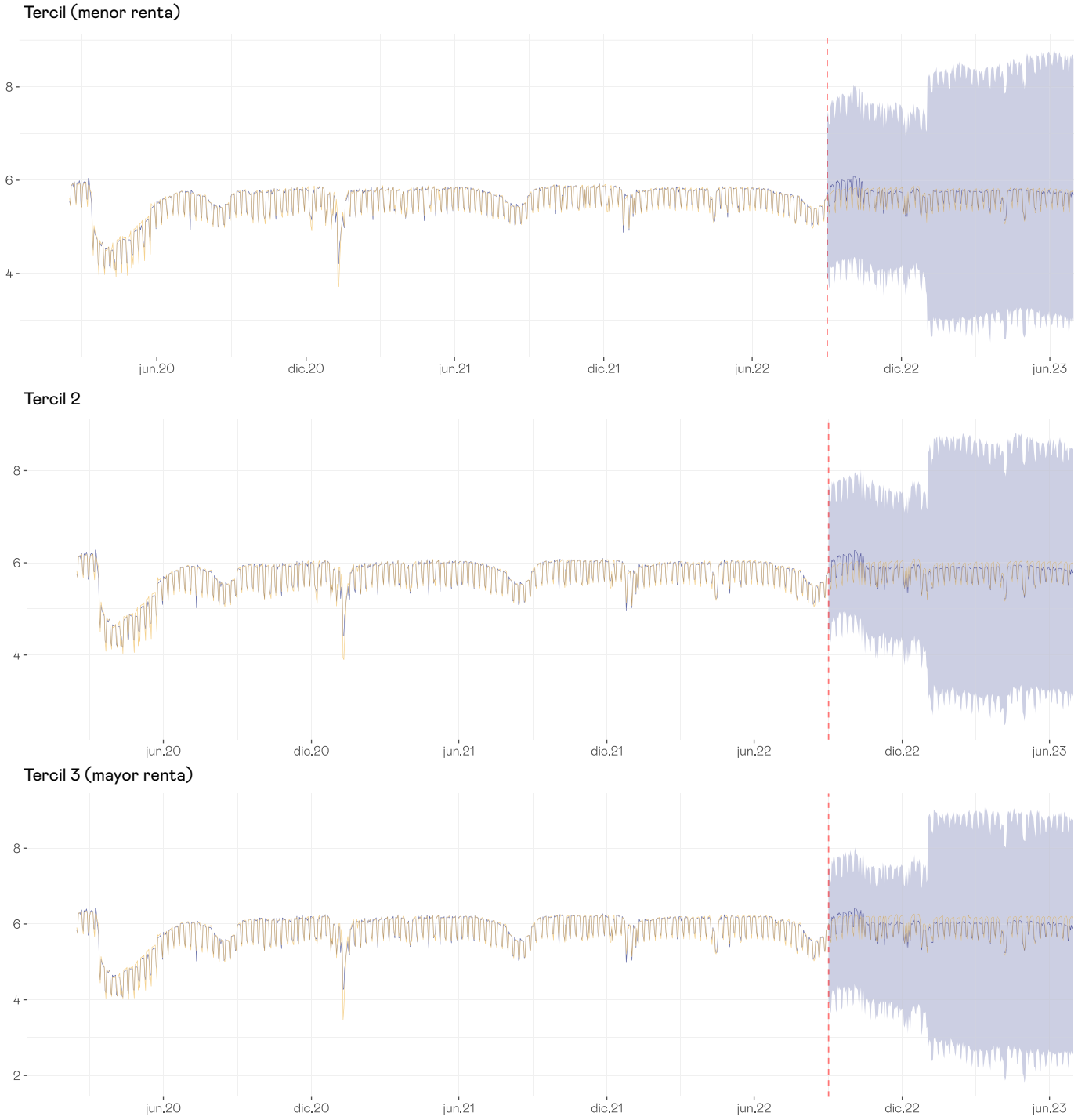
El hecho de que ésta sea una política relacionada con precios podría conllevar un efecto diferencial por la renta disponible del hogar. Lamentablemente no conocemos los ingresos asociados con el hogar de cada vehículo circulante. Lo que sí podemos hacer es asociar un nivel de renta con el punto de medición. Escogemos los medidores clasificados como de zona urbana y cruzamos su ubicación con la sección censal a la que pertenecen. Gracias al Atlas de Rentas del INE, podemos dividir estos medidores en función de la renta media por hogar (para 2020, año más reciente disponible). Lo hacemos en terciles (grupos idénticos del 33% de medidores cada uno), lo que mantiene una muestra lo suficientemente amplia y variada para cada grupo. Escogemos solamente medidores urbanos porque se ubican más frecuentemente en el tipo de vías secundarias en los que es más probable que el vehículo en movimiento pertenezca a un hogar con un nivel de renta al menos similar al que la sección censal en la que es capturado por el medidor (y por ello tampoco dividimos más allá de terciles, para incrementar la probabilidad de que haya una compatibilidad entre el punto de circulación medida y el punto de origen).

Una vez más, no se observa efecto alguno. Para el Tercil 1 de renta, la probabilidad posterior de un efecto causal es solo del 54%, y el efecto absoluto y relativo se encuentra dentro del intervalo de confianza del 95%, lo que indica la falta de un efecto significativo. El Tercil 2 muestra una probabilidad de efecto causal del 52%, y una vez más, el efecto tanto absoluto como relativo se encuentra dentro del intervalo de confianza. El Tercil 3 muestra una probabilidad de efecto causal del 56%, sin efectos significativos dentro del intervalo de confianza.

En resumen, independientemente del nivel de renta de la zona, la política de subvenciones al transporte ferroviario no parece tener un impacto estadísticamente significativo en el tráfico de vehículos privados. Estos hallazgos son coherentes con los resultados anteriores que exploraban el impacto en diferentes quintiles de tráfico y contextos geográficos.

Gráfico 8. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real en medidores urbanos según terciles de renta

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

Densidad y acceso al transporte

Una dimensión clave que marca la heterogeneidad entre hogares es el acceso al transporte público. Un tratamiento generalizado como lo es esta subvención podría tener efectos diferentes según el grado de acceso de que disfrute cada individuo al medio de transporte tratado. No podemos medir este acceso vehículo por vehículo, pero sí medidor por medidor. Siguiendo la misma aproximación de partida que con la renta (escogiendo solo medidores urbanos para maximizar en la medida de lo posible la probabilidad de alinear acceso detectado con acceso real), pero esta vez evitando divisiones administrativas que podrían interferir en el análisis y centrándonos en la dimensión clave de la proximidad. Contamos la cantidad de paradas de metro o cercanías que hay en un radio de 500m de cada medidor. A partir de ella, creamos tres grupos: medidores sin ninguna parada cerca, medidores con una parada, o medidores con dos o más paradas. Los grupos resultantes son relativamente homogéneos: 26,6% para el primero, 41,4% para el segundo, 32% para el tercero.

Medidores sin parada	Medidores con una parada	Medidores con dos o más paradas
26,6%	41,4%	32%

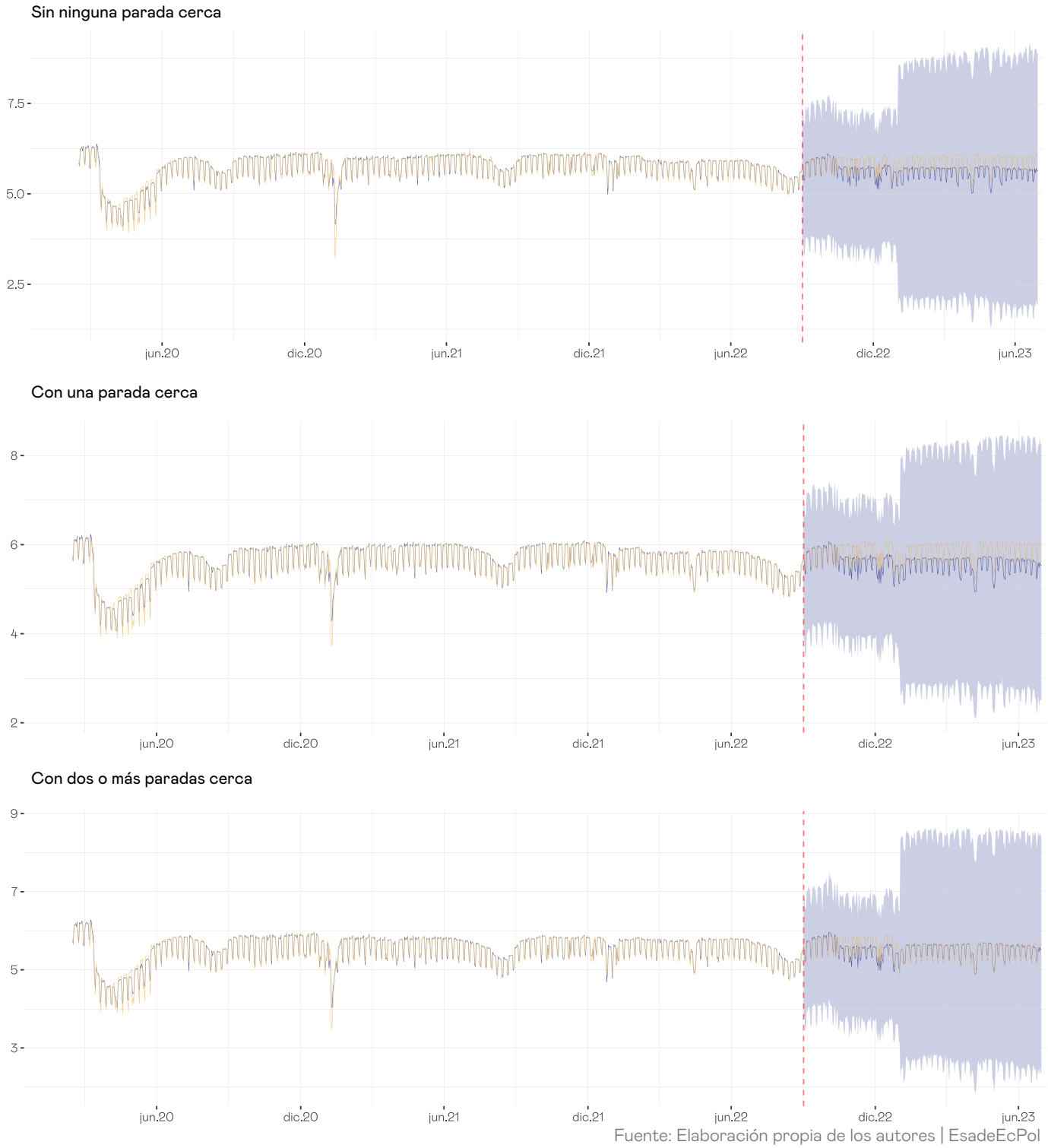
Los resultados, una vez más, subrayan la falta de un impacto estadísticamente significativo de la subvención al transporte público en la reducción del tráfico vehicular, independientemente del número de paradas de metro o cercanías cercanas a los medidores.

Para los medidores sin ninguna parada cercana, la probabilidad posterior de un efecto causal es del 61%, lo cual es insuficiente para afirmar que la política ha tenido un impacto significativo. En el caso de los medidores con una sola parada cercana, la probabilidad aumenta ligeramente a un 63%, pero sigue sin ser suficiente para establecer causalidad. Finalmente, para los medidores con dos o más paradas cercanas, la probabilidad de un efecto causal disminuye a un 52%, lo que es aún menos concluyente.

En resumen, el grado de acceso a transporte público, medido en términos de la proximidad a paradas de metro o cercanías, no parece ser un factor diferenciador en la efectividad de la subvención para reducir el tráfico vehicular. Esto refuerza la conclusión general de que la política de subvención al transporte público no ha tenido un efecto observable y estadísticamente significativo en la reducción del uso de vehículos privados en Madrid.

Gráfico 9. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real en medidores urbanos según acceso al transporte

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

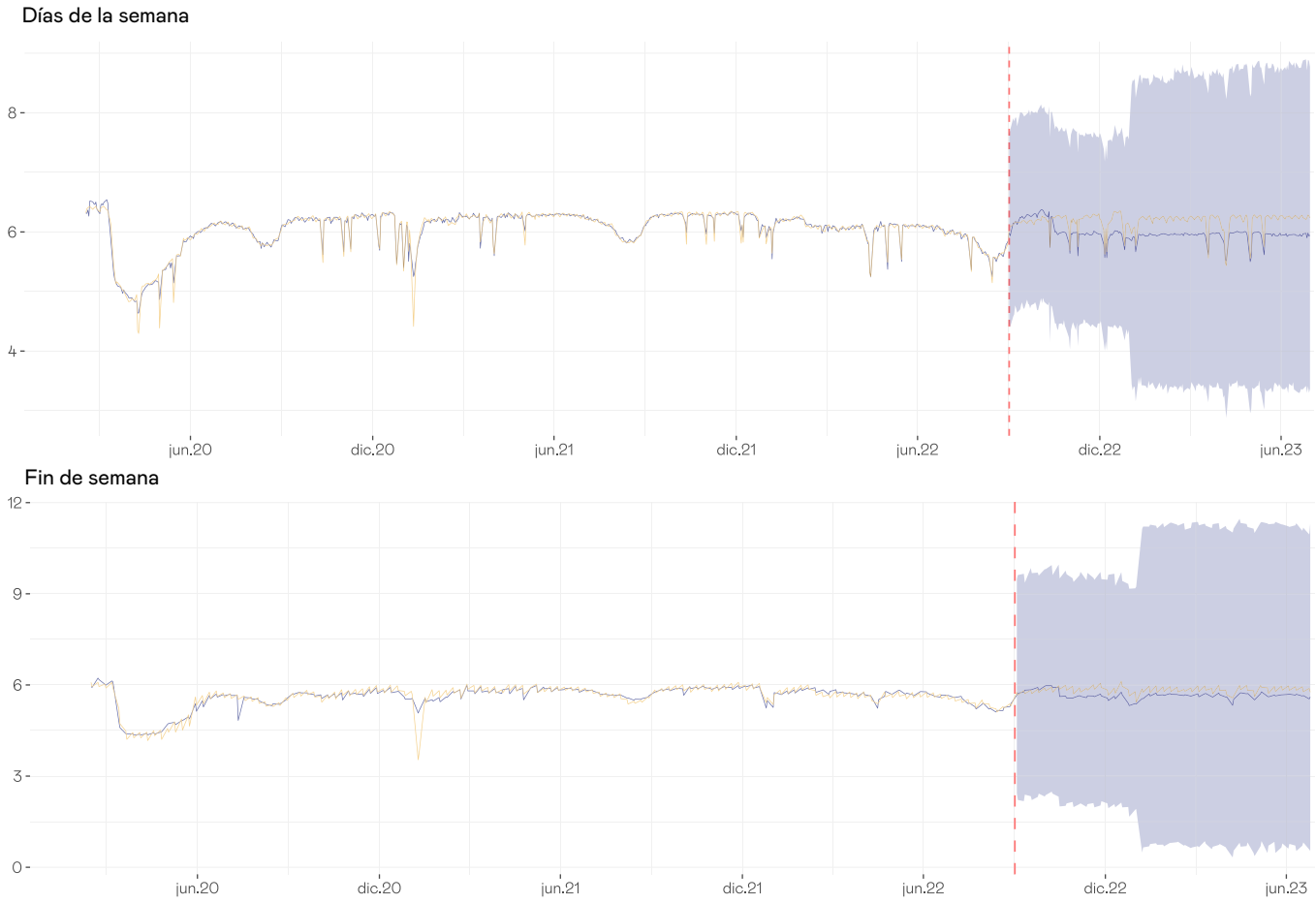
Días de la semana vs. Fines de semana

El patrón de tráfico vehicular puede variar considerablemente entre los días laborables y los fines de semana debido a diferencias en las actividades de las personas. Durante los días laborables, el tráfico podría estar más relacionado con el desplazamiento al trabajo, mientras que los fines de semana podrían estar más influenciados por actividades recreativas o compras. Esta variabilidad en el uso del transporte puede hacer que la eficacia de las subvenciones al transporte ferroviario sea distinta en función del día de la semana. Por lo tanto, segmentar el análisis de esta manera ofrece una oportunidad para comprender mejor los efectos específicos de la política en distintos contextos temporales.

Los resultados muestran una tendencia coherente con los hallazgos anteriores: la política de subvención no tiene un impacto significativo en el tráfico vehicular, ya sea durante los días laborables o los fines de semana. Para los días laborables, la probabilidad posterior de un efecto causal es del 75%, pero el efecto tanto absoluto como relativo se encuentra dentro del intervalo de confianza del 95%. Durante los fines de semana, la probabilidad de un efecto causal aumenta ligeramente al 84%, pero nuevamente, el efecto no es estadísticamente significativo, como se evidencia por el amplio intervalo de confianza. En resumen, la política no parece tener un efecto significativo en el tráfico, independientemente de si se trata de un día laborable o de fin de semana.

Gráfico 10. Impacto de la subvención al transporte ferroviario (cercanías y metro) sobre el tráfico real

Tráfico estimado sin subvención y tráfico real (en logaritmos)



Fuente: Elaboración propia de los autores | EsadeEcPol

6. Conclusiones y propuestas para fomentar verdaderamente el transporte público frente al privado

Con el presente estudio no podemos descartar por completo que la subvención aplicada en España haya tenido un efecto de reemplazo del vehículo privado por el público, en la medida en que solo estudiamos una ciudad. Lo que sí podemos decir es que según nuestros análisis no lo ha hecho de manera significativa en la ciudad capital, la que concentra más tráfico, y también la que dispone de una de las redes más nutridas de transporte público. Dado este contexto, resulta crucial examinar otras políticas más efectivas en la promoción de un transporte sostenible y equitativo.

Para hacerlo de la mejor manera posible deberíamos empezar por dejar claro que el transporte público ya estaba subvencionado antes de la introducción de esta medida. Dicho de manera más precisa, el transporte público puede financiarse vía el precio de billete o abono de acceso, o vía impuestos. En la vasta mayoría de casos dentro y fuera de España, la mayor parte de la financiación proviene de los impuestos, no de los billetes/abonos. El sistema impositivo ya tiene su progresividad incorporada, además. Así que las preguntas se vuelven inevitablemente más amplias.

La primera es cómo hacer que el dinero recaudado vía impuestos o billetes trabaje para el objetivo de incentivar el cambio a transporte público. Aquí, la evidencia disponible apunta primero que todo a mejorar la disponibilidad de transporte. De Oña y coautores en 2020, a través de una encuesta a usuarios de vehículos privados en el área metropolitana de Madrid, concluyen que la frecuencia, junto con la velocidad y la intermodalidad, son los atributos determinantes en la elección de transporte público dentro de este grupo de población.

Al asegurar una penetración pareja en diferentes zonas y adaptar la frecuencia del servicio a la demanda potencial, podríamos alentar a más personas a dejar el vehículo en casa. Actualmente la inversión en la red de cercanías en España está por debajo de los 200 millones de euros anuales, por lo que para lograr el objetivo requerimos mayores inversiones focalizadas en infraestructuras y sistemas de transporte. No obstante, los beneficios en términos de reducción de congestión y emisiones podrían ser significativos.

Por su parte, la intermodalidad, que permite una combinación eficaz de diferentes modos de transporte, se presenta como un factor crítico para aumentar el atractivo del transporte público. Por ejemplo, la existencia de aparcamientos disuasorios bien ubicados y conectados a líneas de transporte público puede mitigar uno de los principales obstáculos para abandonar el vehículo privado: la comodidad de desplazarse "de puerta a puerta". No obstante, su implementación puede tener efectos no deseados, como la sustitución de otros modos de transporte sostenibles por el

coche, y su impacto está muy condicionado por su ubicación: los aparcamientos situados cerca del origen tienen un efecto neto positivo frente a aquellos que interceptan a los conductores justo antes de llegar a su destino final, alentando una mayor distancia recorrida en automóvil (Mingardo, 2013).

Segundo, en cuanto al objetivo de alivio de rentas, las ayudas deberían diseñarse basadas exclusivamente en ese criterio. Políticas de tarifas progresivas o subsidios para grupos de bajos ingresos podrían ser más efectivas que subvenciones generales, las cuales a menudo benefician de manera desproporcionada a aquellos que no necesitan la ayuda. Estos mecanismos, respaldados por análisis de datos rigurosos, podrían hacer un mejor trabajo al aliviar las preocupaciones sobre la justicia social en el transporte público. Pero es importante tener presente que su capacidad para incentivar el cambio modal es limitada a la luz de los datos aquí volcados y de los citados en el párrafo anterior.

Para abundar en este objetivo, sería necesario acompañar las "zanahorias" de la inversión con tasas mejor diseñadas, como los peajes urbanos. La evidencia sugiere que estos son más efectivos que las Zonas de Bajas Emisiones (ZBEs) en la reducción de la congestión y las emisiones (Bernardo et al., 2021). Los peajes podrían diseñarse para seguir *proxies* de emisiones y renta, con el peso del vehículo como un criterio sencillo y claro. Los vehículos de mayor tonelaje han incrementado su presencia en el parque durante la última década pese a su mayor contaminación (Ritchie, 2023). Implementar peajes variables en función del peso del vehículo podría contribuir a cambiar las preferencias de la población. Este enfoque dual no solo desincentivaría el uso excesivo de vehículos privados, sino que también podría generar ingresos que podrían reinvertirse en mejorar el transporte público, volviendo al punto inicial de nuestras propuestas.

Referencias

AIReF. (2022). *Informe sobre los proyectos y líneas fundamentales de los presupuestos de las AA. PP. 2023: Comunidades Autónomas y Corporaciones Locales*. https://www.airef.es/wp-content/uploads/2022/10/LINEAS_FUNDAMENTALES/Informe-Li%CC%81neas-Fundamentales-2023-1.pdf

Albalate, D., Borsati, M., & Gragera, A. (2022). Resultados preliminares del impacto de los descuentos masivos en transporte público sobre la calidad del aire. *In Nada es Gratis*. https://nadaesgratis.es/admin/resultados-preliminares-del-impacto-de-los-descuentos-masivos-en-transporte-publico-sobre-la-calidad-del-aire

Arranz, J. M., Burguillo, M., & Rubio, J. (2019). Subsidisation of public transport fares for the young: An impact evaluation analysis for the Madrid Metropolitan Area. *Transport Policy, 74*, 84–92. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2018.11.008

Bernardo, V., Fageda, X., & Flores-Fillol, R. (2021). Pollution and congestion in urban areas: The effects of low emission zones. *Economics of Transportation, 26–27*, 100221. https://doi.org/10.1016/j.ecotra.2021.100221

Börjesson, M., Eliasson, J., & Rubensson, I. (2020). Distributional effects of public transport subsidies. *Journal of Transport Geography, 84*, 102674. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102674

Bull, O., Muñoz, J. C., & 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. https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2020.103616

Busch-Geertsema, A., Lanzendorf, M., & Klinner, N. (2021). Making public transport irresistible? The introduction of a free public transport ticket for state employees and its effects on mode use. *Transport Policy, 106*, 249–261. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.04.007

Cadena, P. C. B., Vassallo, J. M., Herraiz, I., & Loro, M. (2016). Social and Distributional Effects of Public Transport Fares and Subsidy Policies: Case of Madrid, Spain. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2544*(1), 47–54. https://doi.org/10.3141/2544-06

Cats, O., Susilo, Y. O., & Reimal, T. (2017). The prospects of fare-free public transport: evidence from Tallinn. *Transportation, 44*(5), 1083–1104. https://doi.org/10.1007/s11116-016-9695-5

de Oña, J., Estévez, E., & de Oña, R. (2020). Perception of Public Transport Quality of Service among Regular Private Vehicle Users in Madrid, Spain. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2674*(2), 213–224. https://doi.org/10.1177/0361198120907095

Gohl, N., & Schrauth, P. (2022). *Ticket to Paradise? The Effect of a Public Transport Subsidy on Air Quality*.

La Moncloa. Ministerio de Transportes, & Movilidad y Agenda Urbana. (2022, August 8). *Transportes, Movilidad y Agenda Urbana activa la primera fase para adquirir los abonos gratuitos de Cercanías, Rodalies y Media Distancia Convencional*. https://www.lamoncloa.gob.es/serviciosdeprensa/notasprensa/transportes/Paginas/2022/080822-bonos_renfe.aspx

Matas, A., & Perdiguero, J. (2022). El transporte público urbano: financiación y uso. *Papeles de Economía Española, 171*, 109–176.

Matas, A., Raymond, J.-L., & Ruiz, A. (2020). Economic and distributional effects of different fare schemes: Evidence from the Metropolitan Region of Barcelona. *Transportation Research Part A: Policy and Practice, 138*, 1–14. https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.05.014

Mingardo, G. (2013). Transport and environmental effects of rail-based Park and Ride: evidence from the Netherlands. *Journal of Transport Geography, 30*, 7–16. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2013.02.004

Ritchie, H. (2023, April 26). The world likes big cars, the data don't lie. *Sustainability by Numbers*. https://www.sustainabilitybynumbers.com/p/global-car-economy

Tassinari, F. (2022). Low Emission Zones and Traffic Congestion: Evidence from Madrid Central. *IEB Working Paper, 2022/04*. http://hdl.handle.net/2445/184409

Timilsina, G. R., & Dulal, H. B. (2008). *Fiscal Policy Instruments for Reducing Congestion and Atmospheric Emissions in the Transport Sector: A Review*. https://ssrn.com/abstract=1149604

Anexo

Resultados modelo de regresión lineal desde septiembre de 2021

Coeficientes

	Estimación	Error estándar	t value	Pr (> | t |)	
Constante	**3.4560**	0.2645	13.062	< 2e-16	***
Fin de semana	**-0.4372**	0.0140	-31.085	< 2e-16	***
Festivos laborables	**-0.2138**	0.0354	-6.035	2.69e-09	***
Festivo escolar	**-0.0235**	0.0128	-1.830	0.0677	-
Grado de apertura de la pandemia	**-0.0188**	0.0097	-1.941	0.0527	-
Confinamiento	**NA**	NA	NA	NA	
Subvención al transporte ferroviario	**0.04807**	0.0271	1.769	0.0773	-
Subvención carburante	**-0.0438**	0.0188	-2.330	0.0201	*
Precio glp	**0.2653**	0.2055	1.291	0.1972	
Precio gasóleo A	**0.5974**	1.4365	0.416	0.6776	
Precio gasóleo B	**-0.7258**	0.2433	-2.982	0.0029	* *
Precio gasóleo P	**-0.1689**	1.4383	-0.117	0.9065	
Precio gasolina 95 e5	**-1.7204**	1.1175	-1.539	0.1241	
Precio gasolina 98 e5	**1.7415**	1.0922	1.594	0.1113	
Temperatura media	**-0.0004**	0.0007	-0.664	0.5069	
Precipitación media	**0.0017**	0.0008	2.096	0.0364	*
Incidencia del coronavirus	**-0.0461**	0.01399	-3.295	0.0010	* *
Entrada en vigor Zona de Bajas Emisiones	**-0.0299**	0.0236	-1.265	0.2063	
Serie movilidad	**0.2201**	0.0111	19.714	< 2e-16	***
Retardo 1 día tráfico	**0.2510**	0.0208	12.048	< 2e-16	***
Retardo 2 días tráfico	**0.0398**	0.0226	1.764	0.0781	-
Retardo 3 días tráfico	**0.0551**	0.0214	2.573	0.0103	*
Retardo 4 días tráfico	**-0.0040**	0.0213	-0.191	0.8485	
Retardo 5 días tráfico	**0.0800**	0.0233	3.430	0.0006	***
Retardo 6 días tráfico	**-0.0471**	0.0220	-2.134	0.0331	*
Retardo 7 días tráfico	**0.0390**	0.0255	1.528	0.1269	
Retardo 1 día gasóleo	**0.0359**	0.1217	0.295	0.7677	
Retardo 1 día gasolina	**-0.0745**	0.16044	-0.465	0.6423	

R^2: 0.9005 | R^2 ajustado: 0.8965

Tabla A2. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en medidores de la M-30

	Medio	Acumulado
Tráfico real	7.3	2199.0
Predicción (d.est.)	6.8 (1.8)	2064.3 (557.5)
95% IC	[2.7, 11]	[817.3, 3477]
Efecto absoluto (d.est.)	0.44 (1.8)	134.64 (557.5)
95% IC	[-4.2, 4.6]	[-1277.8, 1381.6]
Efecto relativo (d.est.)	12% (228%)	12% (228%)
95% IC	[-39%, 107%]	[-39%, 107%]

Probabilidad de efecto causal	66%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.34165

Tabla A3. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en medidores urbanos

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.8	1766.5
Predicción (d.est.)	5.8 (1)	1744.6 (302)
95% IC	[3.5, 7.9]	[1058.7, 2391.9]
Efecto absoluto (d.est.)	0.072 (1)	21.927 (302)
95% IC	[-2.1, 2.3]	[-625.4, 707.7]
Efecto relativo (d.est.)	9.7% (88%)	9.7% (88%)
95% IC	[-26%, 67%]	[-26%, 67%]

Probabilidad de efecto causal	55%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.45219

Tabla A4. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en medidores en entradas a la M-30.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6.1	1845.3
Predicción (d.est.)	5.9 (1)	1787.0 (309)
95% IC	[3.6, 8.4]	[1085.1, 2542.9]
Efecto absoluto (d.est.)	0.19 (1)	58.37 (309)
95% IC	[-2.3, 2.5]	[-697.6, 760.3]
Efecto relativo (d.est.)	8.5% (40%)	8.5% (40%)
95% IC	[-27%, 70%]	[-27%, 70%]

Probabilidad de efecto causal	64%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.36087

Tabla A5. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Quintil 1 de tráfico

	Medio	Acumulado
Tráfico real	4.6	1406.0
Predicción (d.est.)	4.2 (0.87)	1267.9 (263.37)
95% IC	[2.2, 6.1]	[667.6, 1856.1]
Efecto absoluto (d.est.)	0.46 (0.87)	138.14 (263.37)
95% IC	[-1.5, 2.4]	[-450.0, 738.4]
Efecto relativo (d.est.)	27% (177%)	27% (177%)
95% IC	[-24%, 111%]	[-24%, 111%]

Probabilidad de efecto causal	81%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.19005

Tabla A6. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Quintil 2 de tráfico

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.3	1594.6
Predicción (d.est.)	4.9 (1)	1498.5 (304)
95% IC	[2.6, 7.2]	[786.1, 2184.7]
Efecto absoluto (d.est.)	0.32 (1)	96.04 (304)
95% IC	[-1.9, 2.7]	[-590.1, 808.4]
Efecto relativo (d.est.)	49% (1024%)	49% (1024%)
95% IC	[-27%, 103%]	[-27%, 103%]
Probabilidad de efecto causal	69%	
Probabilidad de resultado aleatorio	0.31111	

Tabla A7. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Quintil 3 de tráfico

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.8	1764.4
Predicción (d.est.)	5.5 (0.96)	1670.5 (291.07)
95% IC	[3.2, 7.8]	[974.1, 2351.7]
Efecto absoluto (d.est.)	0.31 (0.96)	93.84 (291.07)
95% IC	[-1.9, 2.6]	[-587.3, 790.3]
Efecto relativo (d.est.)	9.5% (26%)	9.5% (26%)
95% IC	[-25%, 81]	[-25%, 81%]
Probabilidad de efecto causal	71%	
Probabilidad de resultado aleatorio	0.28695	

Tabla A8. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Quintil 4 de tráfico.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6.4	1934.4
Predicción (d.est.)	6 (1.1)	1827 (326.7)
95% IC	[3.6, 8.2]	[1080.0, 2496.4]
Efecto absoluto (d.est.)	0.35 (1.1)	107.26 (326.7)
95% IC	[-1.9, 2.8]	[-562.0, 854.4]
Efecto relativo (d.est.)	11% (34%)	11% (34%)
95% IC	[-23%, 79%]	[-23%, 79%]

Probabilidad de efecto causal	69%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.31068

Tabla A9. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Quintil 5 de tráfico.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6.9	2080.6
Predicción (d.est.)	6.8 (1.1)	2056.6 (342.6)
95% IC	[4.4, 9.2]	[1342.8, 2787.0]
Efecto absoluto (d.est.)	0.079 (1.1)	24.053 (342.6)
95% IC	[-2.3, 2.4]	[-706.4, 737.8]
Efecto relativo (d.est.)	0.62% (111%)	0.62% (111%)
95% IC	[-25%, 54%]	[-25%, 54%]

Probabilidad de efecto causal	56%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.44122

Tabla A10. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Tercil 1 de renta.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.7	1714.0
Predicción (d.est.)	5.7 (0.96)	1727.9 (289.47)
95% IC	[3.6, 7.9]	[1082.3, 2392.1]
Efecto absoluto (d.est.)	-0.046 (0.96)	-13.872 (289.47)
95% IC	[-2.2, 2.1]	[-678.0, 631.7]
Efecto relativo (d.est.)	2.7% (23%)	2.7% (23%)
95% IC	[-28%, 58%]	[-28%, 58%]

Probabilidad de efecto causal	54%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.46305

Tabla A11. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Tercil 2 de renta.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.8	1769.3
Predicción (d.est.)	5.8 (0.91)	1757.2 (274.51)
95% IC	[3.3, 7.9]	[1008.8, 2382.6]
Efecto absoluto (d.est.)	0.04 (0.91)	12.08 (274.51)
95% IC	[-2, 2.5]	[-613, 760.5]
Efecto relativo (d.est.)	4.1% (25%)	4.1% (25%)
95% IC	[-26%, 75%]	[-26%, 75%]

Probabilidad de efecto causal	52%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.47928

Tabla A12. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario en el Tercil 3 de renta.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6	1814
Predicción (d.est.)	5.9 (0.98)	1779.8 (298.14)
95% IC	[3.1, 7.6]	[953.1, 2312.8]
Efecto absoluto (d.est.)	0.11 (0.98)	34.09 (298.14)
95% IC	[-1.6, 2.8]	[-498.9, 860.7]
Efecto relativo (d.est.)	7.1% (42%)	7.1% (42%)
95% IC	[-22%, 90%]	[-22%, 90%]

Probabilidad de efecto causal	56%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.44298

Tabla A13. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario restringiendo a los días de entre semana.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	6.2	1343.1
Predicción (d.est.)	6 (0.9)	1293 (195.9)
95% IC	[3.8, 8.2]	[828.9, 1771.2]
Efecto absoluto (d.est.)	0.23 (0.9)	50.57 (195.9)
95% IC	[-2, 2.4]	[-428, 514.3]
Efecto relativo (d.est.)	7.1% (25%)	7.1% (25%)
95% IC	[-26%, 75%]	[-24%, 62%]

Probabilidad de efecto causal	75%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.25408

Tabla A14. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario restringiendo a los días de fin de semana.

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.8	502.2
Predicción (d.est.)	5.7 (1.6)	487.3 (133.5)
95% IC	[2, 9.6]	[168, 829.2]
Efecto absoluto (d.est.)	0.17 (1.6)	14.84 (133.5)
95% IC	[-3.8, 3.9]	[-327.1, 334.4]
Efecto relativo (d.est.)	45% (649%)	45% (649%)
95% IC	[-41%, 191%]	[-41%, 191%]
Probabilidad de efecto causal	84%	
Probabilidad de resultado aleatorio	0.16379	

Tabla A15. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario (ninguna parada cerca)

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.9	1778.4
Predicción (d.est.)	5.6 (1)	1711.3 (315)
95% IC	[3, 7.6]	[916, 2314.3]
Efecto absoluto (d.est.)	0.22 (1)	67.04 (315)
95% IC	[-1.8, 2.8]	[-535.9, 862.0]
Efecto relativo (d.est.)	9.9% (42%)	9.9% (42%)
95% IC	[-23%, 94%]	[-23%, 94%]
Probabilidad de efecto causal	61%	
Probabilidad de resultado aleatorio	0.38537	

Tabla A16. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario (una parada cerca)

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.9	1772.8
Predicción (d.est.)	5.7 (0.93)	1735.1 (280.91)
95% IC	[3.5, 7.9]	[1051.7, 2394.1]
Efecto absoluto (d.est.)	0.12 (0.93)	37.73 (280.91)
95% IC	[-2.1, 2.4]	[-621.3, 721.1]
Efecto relativo (d.est.)	5.6% (25%)	5.6% (25%)
95% IC	[-26%, 69%]	[-26%, 69%]

Probabilidad de efecto causal	63%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.36872

Tabla A17. Resultados análisis de impacto de la subvención al transporte ferroviario (dos o más paradas cerca)

	Medio	Acumulado
Tráfico real	5.6	1684.5
Predicción (d.est.)	5.5 (0.99)	1660.1 (299.64)
95% IC	[2.8, 7.5]	[854.5, 2276.0]
Efecto absoluto (d.est.)	0.08 (0.99)	24.35 (299.64)
95% IC	[-2, 2.7]	[-592, 829.9]
Efecto relativo (d.est.)	0.64% (154%)	0.64% (154%)
95% IC	[-26%, 91%]	[-26%, 91%]

Probabilidad de efecto causal	52%
Probabilidad de resultado aleatorio	0.4765

¿Logró la subvención al transporte público metropolitano sacar coches de las ciudades?

Un análisis con datos de tráfico en tiempo real de la ciudad de Madrid