

# The congestion costs of Uber and Lyft

Matthew Tarduno 2021





# Motivación

- ▶ Las compañías de redes de transporte (TNC) como Uber y Lyft han crecido rápidamente en la última década para convertirse en parte integral de los sistemas de transporte urbano.
- ▶ Se ha atribuido a estas empresas beneficios como:
  - Miles de millones en excedentes anuales de consumo
  - Reducciones en la conducción en estado de ebriedad
  - Trabajo flexible
- ▶ También han sido acusadas de contribuir a la congestión del tráfico, pero:
  - Los estudios existentes sobre el impacto de las TNC en la congestión son pocos
  - Llegan a conclusiones variadas (ambiguas)
  - No cuantifican los costos de congestión implícitos



# Preguntas de investigación

- ▶ ¿Afectan las empresas de redes de transporte (TNC) a la congestión del tráfico?
- ▶ Y, de ser así, ¿Cuáles son los costos o beneficios relacionados con el tiempo de viaje de la operación de las TNC?



# Estrategia. Problemas de identificación

- Existen dos problemas de identificación que dificultan la inferencia causal al estudiar la relación entre la actividad de las TNC y la congestión del tráfico :
  1. Es probable que Uber y Lyft seleccionen lugares de entrada basados en características no observables a nivel de ciudad
  2. Puede haber variables que están correlacionadas con la actividad de las TNC que impactan en la congestión

\*\*\*Para eludir estos problemas se aprovecha un experimento natural en Austin, TX:

El **9 de mayo de 2016**, tanto Uber como Lyft salieron inesperadamente de Austin.

# Estrategia. Experimento natural

- ▶ Tanto Uber como Lyft comenzaron a operar en Austin en 2014.
- ▶ En diciembre de 2015, el Concejo Municipal de Austin impuso una serie de regulaciones a las TNC, incluyendo:
  - Requisitos de datos,
  - Restricciones a los lugares de inactividad, y
  - Requisitos de huellas dactilares para facilitar la verificación de antecedentes del conductor → la más controversial
- ▶ El 7 de mayo de 2016, la Proposición interpuesta por Uber y Lyft fue derrotada. En protesta, salieron del mercado de Austin el **9 de mayo de 2016**.
- ▶ 13 meses después, Uber y Lyft re-entraron en Austin.
- ▶ Durante la ausencia de un año de Uber y Lyft, varias TNC más pequeñas entraron en el mercado o expandieron su presencia en Austin.
- ▶ De éstas, RideAustin tenía la mayor cuota de mercado.

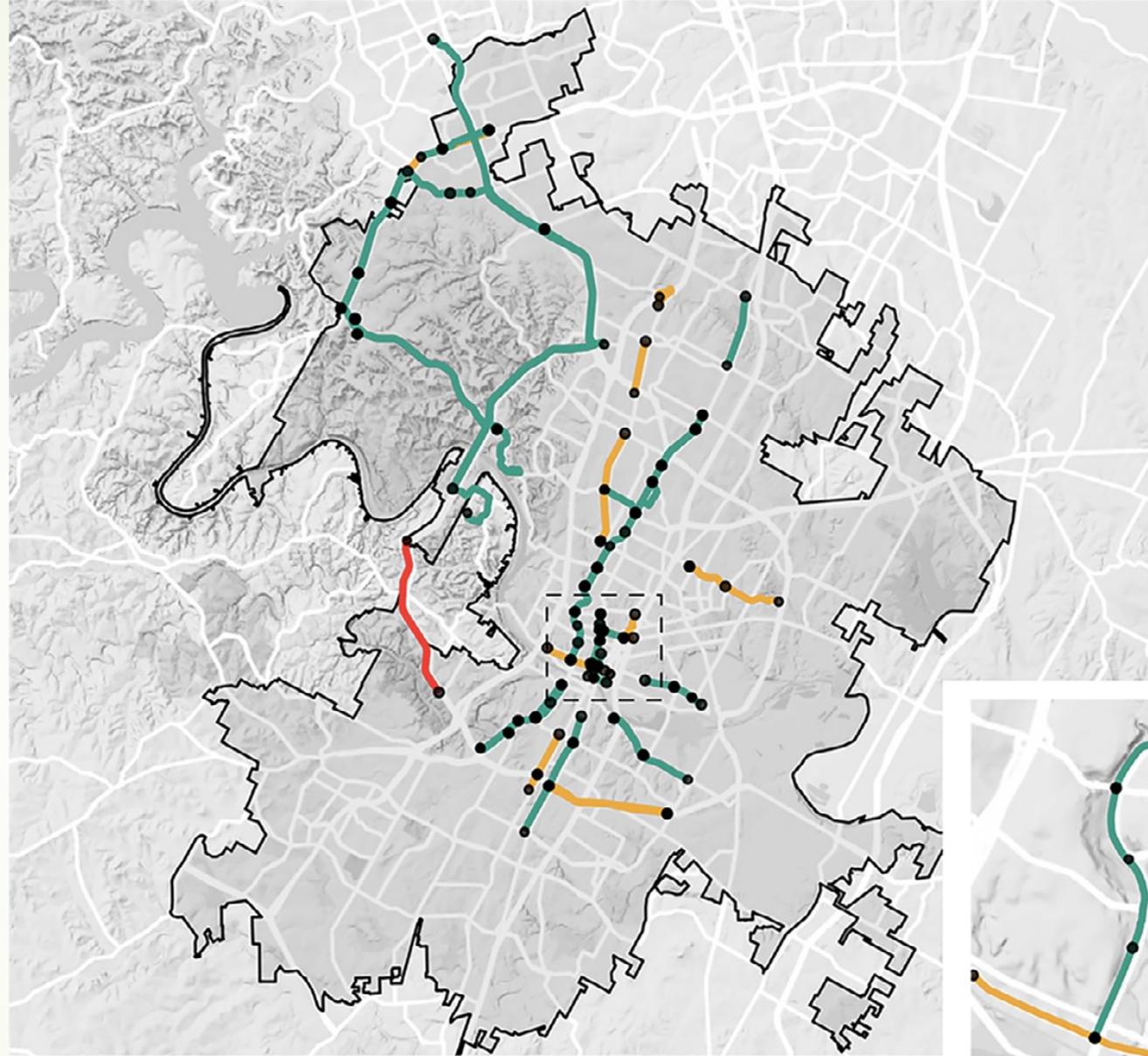


# Estrategia. Estrategias empíricas.

- ▶ El autor combina la variación en la actividad de las TNC debido a la salida de Uber y Lyft con datos granulares de la velocidad de tráfico de Bluetooth, y estimaciones específicas del valor del tiempo de viaje.
- ▶ Se utilizan dos estrategias empíricas para comparar las velocidades de tráfico pre- versus post- Mayo 9 en 2015 (donde ambas compañías operaron todo el año) a 2016 (donde ambas compañías salen el 9 de mayo ).
  1. El método de diferencias en diferencias
  2. El método de regresión discontinua

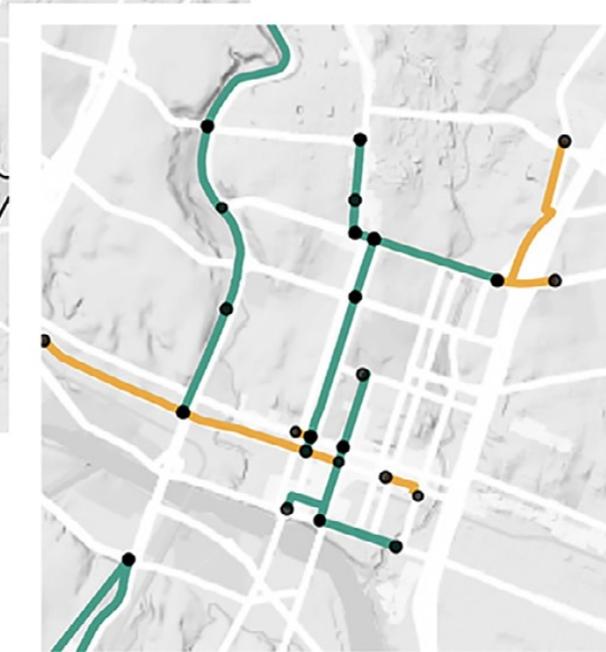
# Datos

- Se utilizan datos recogidos de una serie de sensores Bluetooth ubicados dentro de los gabinetes de señales de tráfico a lo largo de las principales carreteras operados por el Departamento de Transporte de Austin.
- Estos sensores detectan dispositivos Bluetooth y estiman las velocidades de tránsito basadas en el movimiento de dispositivos individuales.



## Road Type

- Motorway
- Primary
- Secondary





# Datos

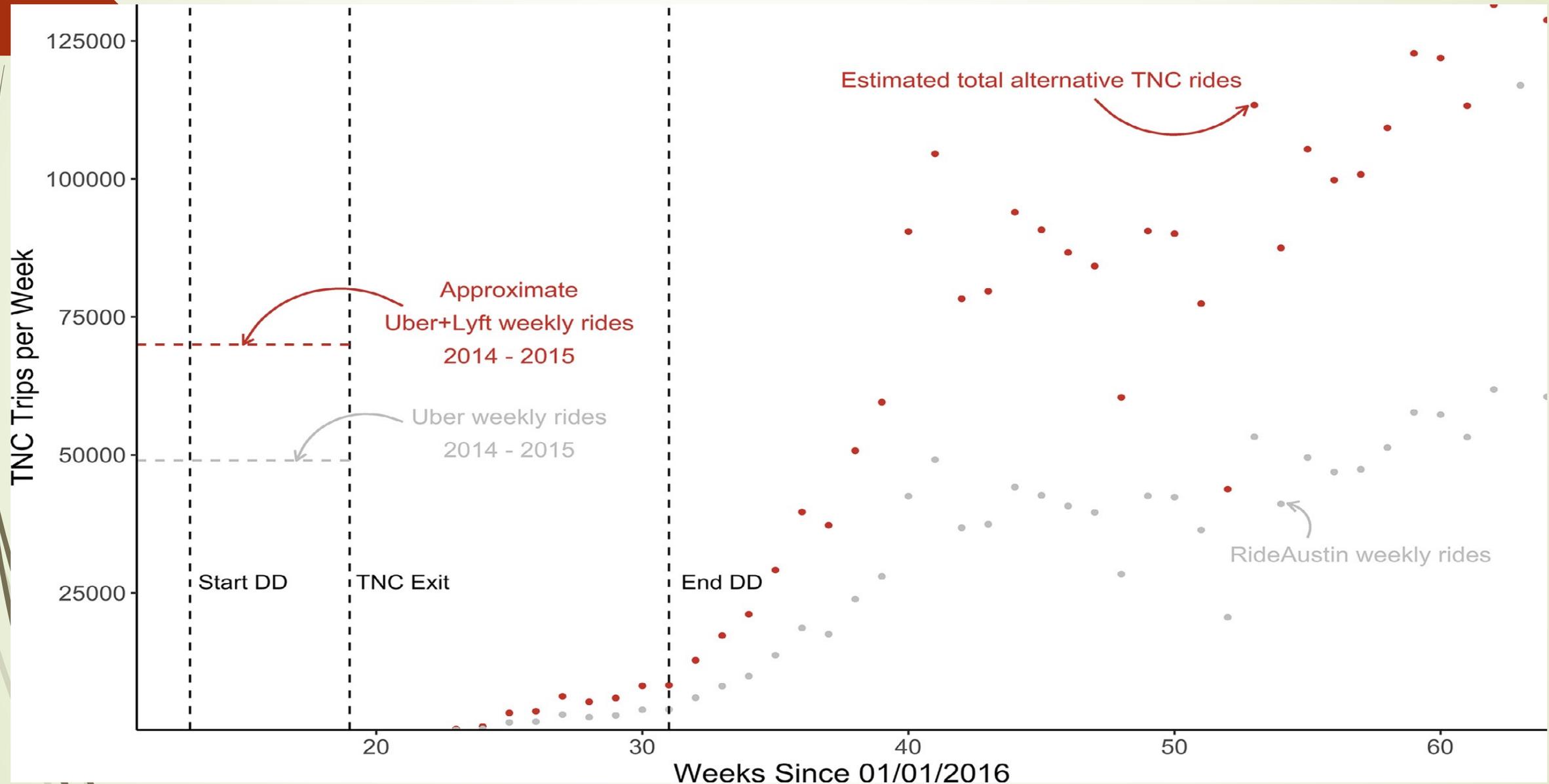
- ▶ Estos datos también se filtran para valores atípicos para combatir el sesgo del movimiento de los dispositivos Bluetooth no móviles a través de la red de sensores.
- ▶ Los datos se agregan en bins de 15 minutos y representan la velocidad media en todo el segmento para los dispositivos que aparecen en el lector de origen, y luego el lector de destino, y no aparecen en ningún otro sensor intermedio.
- ▶ Se restringe la muestra a los sensores de informes consistentes, quedando con un panel de 79 segmentos.
- ▶ Se observaron 966,301 informes de velocidad de 15 minutos durante el período de estudio. En promedio, un segmento ve 4.77 dispositivos que se mueven de origen a destino durante cada período de 15 minutos, lo que significa que los datos resumen aproximadamente 4.6 millones de segmentos recorridos.



# Datos

- Para controlar choques relacionados con el clima, se utilizan datos de precipitación y temperatura a los que se accede a través de los Centros Nacionales de Información Ambiental de la Administración Oceanográfica y Atmosférica Nacional.
- Para aislar un período de tiempo donde el impacto de otras TCN es mínimo, se utilizan los datos de viaje de RideAustin. Estos datos van desde el 2 de junio de 2016 al 13 de abril de 2017.
- Por último, también se utilizan dos conjuntos de datos para determinar el valor específico de las estimaciones de tiempo.
  - El primero es la Encuesta Nacional de Viajes por Hogares (NHTS), que contiene información sobre los ingresos y los hábitos de desplazamiento.
  - El segundo es un conjunto de datos de precio de peaje y tiempo de viaje de la línea MoPac de forma gratuita en Austin.

# Estrategia empírica. Plazo



# Planteamiento del modelo. Diferencias en diferencias

- ▶ Para estudiar el efecto de la salida de Uber y Lyft en el tiempo de viaje:
- Se comparan velocidades de tránsito antes y después del 9 de mayo de 2016 con 2015.
- Para capturar la heterogeneidad en los impactos de la congestión a lo largo del tiempo del día, se intercatúa cada término del lado derecho con una dummy de hora del día.

$$s_{i,y,t} = \alpha + \beta_h \delta_y \eta_t + \gamma_1 \delta_y + \gamma_2 \eta_t + \gamma_3 \delta_y \theta_i \cdot t + \gamma_4 \theta_i + \Gamma \mathbf{X}_{y,t} + \epsilon_{i,y,t} \quad (1)$$

$s_{i,y,t}$ : velocidad en minutos por milla medida sobre el segmento  $i$  en el día  $t$  del año  $y$  → **variable de interés**

$\delta_y$ : dummy =1 para el año 2016

$\eta_t$ : dummy =1 por días (en cualquier año) después del 9 de mayo

$\theta_i$ : conjunto de dummies para cada segmento de carretera,

$t$ : número de días entre una fecha determinada y el 9 de mayo de ese año.

$\mathbf{X}_t$ : vector de controles que incluye efectos fijos de día de semana, efectos fijos de vacaciones, 10 bins de temperatura diaria de 10 grados y 10 bins de nivel de precipitación diaria.

$\delta_y \eta_t$ : indicador de tratamiento, vale 1 para las observaciones después del 9 de mayo de 2016, y cero eoc.

$\delta_y \theta_i * t$  son tendencias temporales lineales específicas del segmento-año.

$h$ : hora del día

$\beta_h$ : el efecto de la operación de Uber y Lyft sobre la velocidad de viaje durante una hora determinada del día  $h$

# Planteamiento del modelo. Regresión discontinua.

- Se estiman nuevamente los efectos de tratamiento de una hora en específico ( $\beta h$ ) interactuando cada término en la ecuación de regresión con un conjunto de efectos fijos de hora de día.

$$s_{i,t} = \alpha + \beta_h \eta_t + \gamma_1 \theta_i + \gamma_2 \theta_i \cdot t + \gamma_3 \theta_i \cdot t^2 + \gamma_4 \theta_i + \Gamma X_t + \epsilon_{i,t} \quad (3)$$

- El supuesto para la estimación de  $\beta h$  es que, condicional en el clima, los resultados potenciales (velocidades de tráfico) en hora del día  $h$  son continuos alrededor de 9 de mayo 2016.

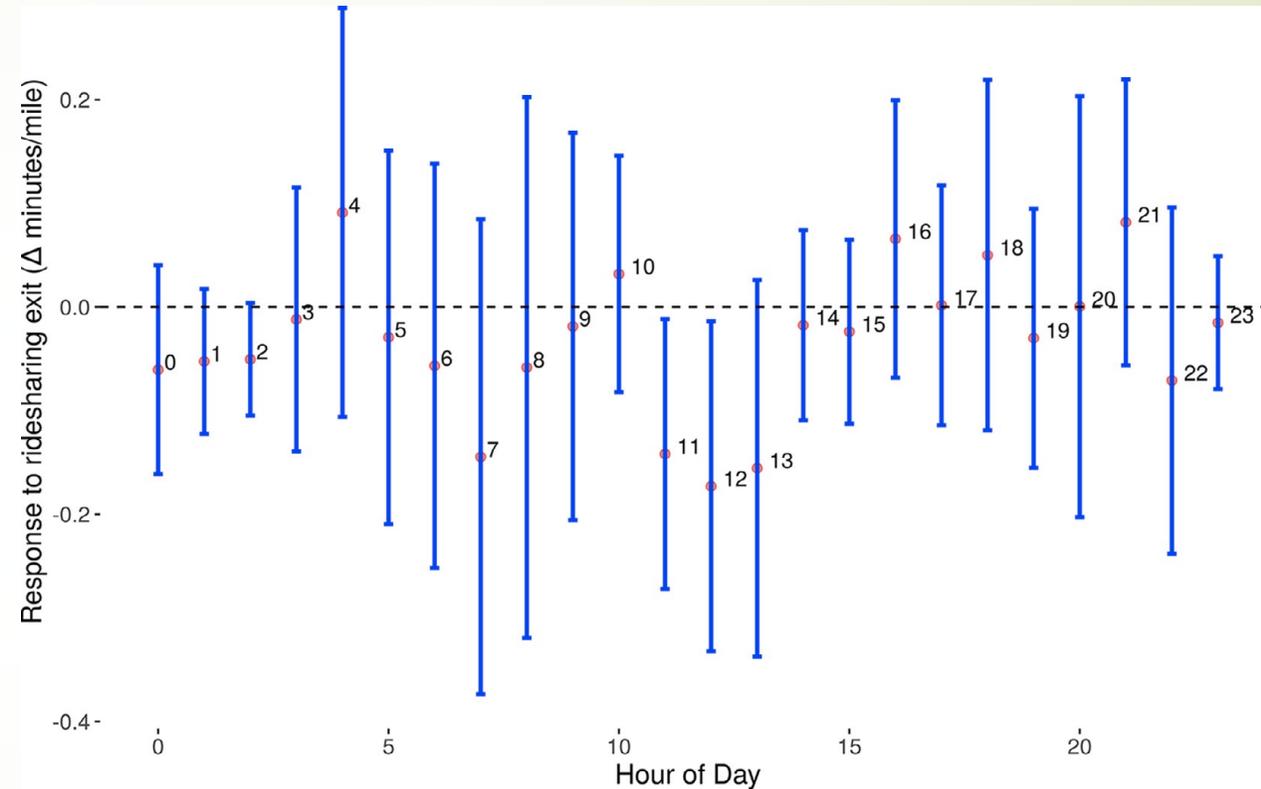
→ El autor considera que el supuesto de RD es más débil que la del estimador de diferencias en diferencias, por lo que prefiere éste último.

# Resultados. Diferencias en diferencias

**Table 2**

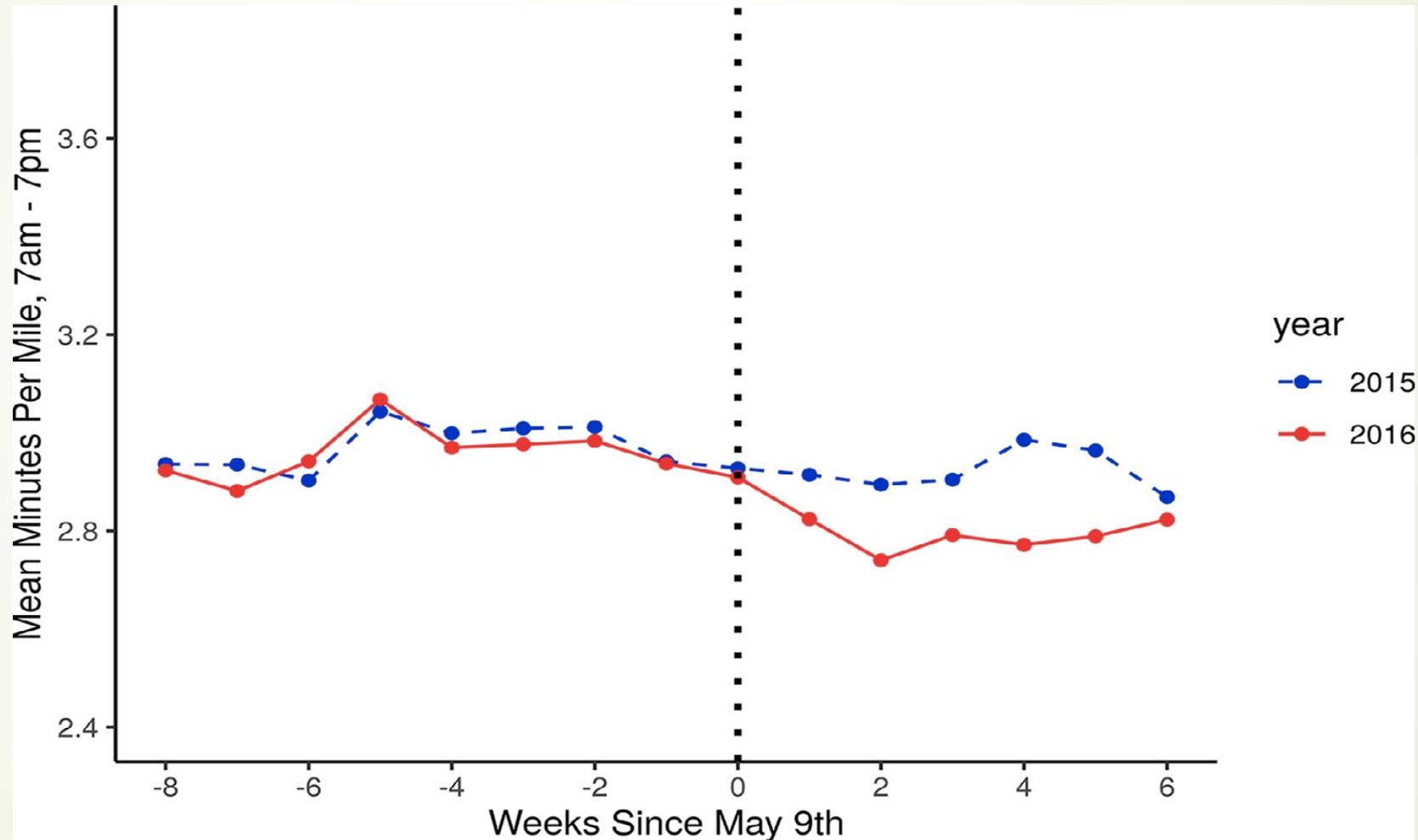
Difference in differences results.

Hour of Day	$\beta_h$	se	p
0	-0.0606	0.0515	0.2588
1	-0.0525	0.0358	0.1640
2	<b>-0.0505</b>	0.0278	0.0908
3	-0.0121	0.0649	0.8547
4	0.0911	0.1006	0.3805
5	-0.0293	0.0920	0.7547
6	-0.0568	0.0996	0.5778
7	-0.1446	0.1169	0.2365
8	-0.0583	0.1331	0.6680
9	-0.0188	0.0954	0.8469
10	0.0318	0.0581	0.5921
11	<b>-0.1418</b>	0.0664	0.0508
12	<b>-0.1730</b>	0.0812	0.0512
13	-0.1555	0.0927	0.1157
14	-0.0176	0.0469	0.7125
15	-0.0238	0.0453	0.6083
16	0.0657	0.0683	0.3524
17	0.0016	0.0591	0.9790
18	0.0500	0.0862	0.5715
19	-0.0300	0.0638	0.6451
20	0.0004	0.1036	0.9966
21	0.0817	0.0703	0.2646
22	-0.0709	0.0852	0.4191
23	-0.0152	0.0328	0.6497
F-test			0.0000
N			966,301

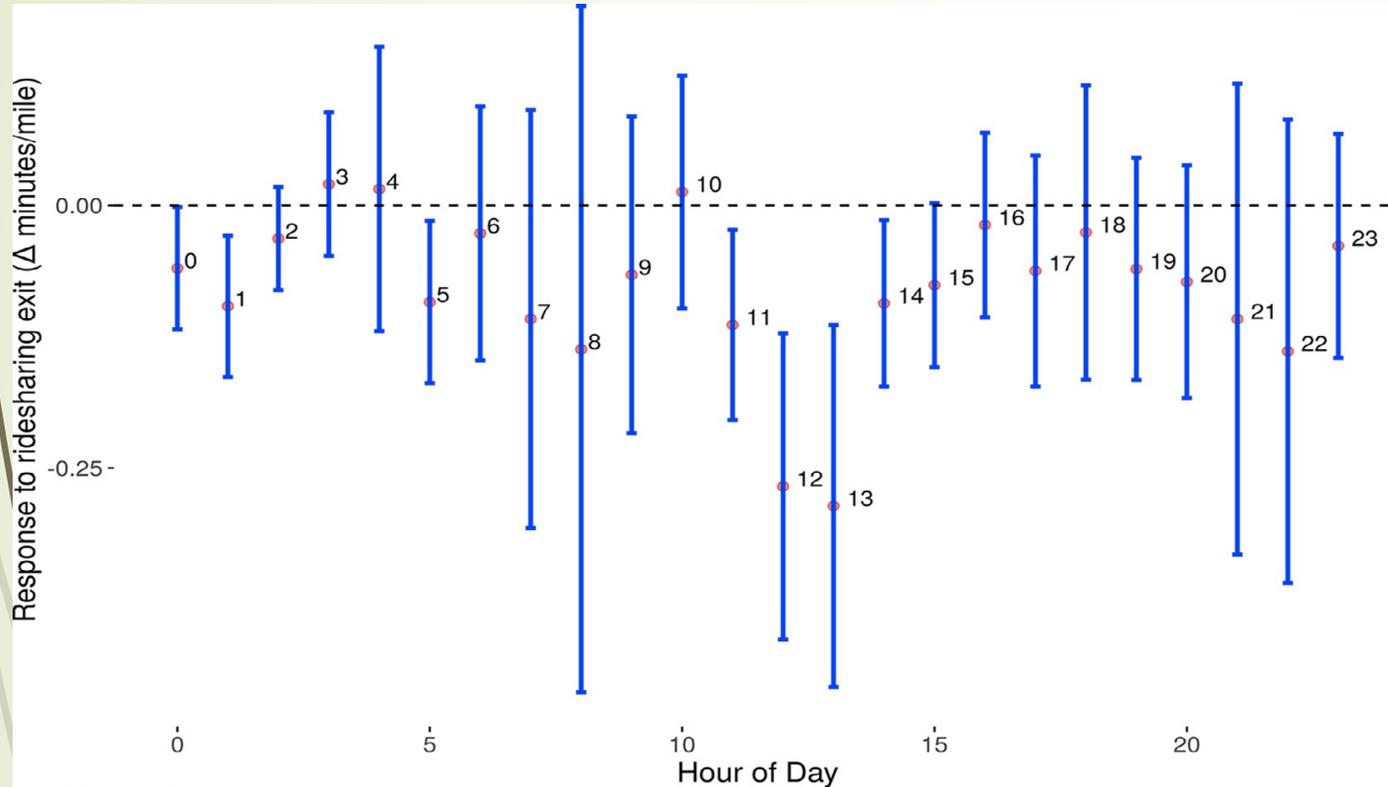


► Hay evidencia de aumentos modestos en la velocidad de tránsito después de la salida de Uber y Lyft.

# Resultados. Diferencias en diferencias Tendencias paralelas



# Resultados. Regresión discontinua



► Hay evidencia de aumentos modestos en la velocidad de tránsito después de la salida de Uber y Lyft; las estimaciones serían para el corto plazo.

**Table 3**

Regression discontinuity results.

Hour of Day	$\beta_h$	se
0	<b>-0.0598</b>	0.0297
1	<b>-0.0959</b>	0.0343
2	-0.0316	0.0251
3	0.0202	0.0348
4	0.0156	0.0690
5	<b>-0.0920</b>	0.0395
6	-0.0267	0.0618
7	-0.1081	0.1016
8	-0.1370	0.1666
9	-0.0661	0.0769
10	0.0128	0.0566
11	<b>-0.1137</b>	0.0462
12	<b>-0.2675</b>	0.0744
13	<b>-0.2861</b>	0.0878
14	<b>-0.0932</b>	0.0404
15	<b>-0.0759</b>	0.0398
16	-0.0187	0.0449
17	-0.0623	0.0561
18	-0.0257	0.0715
19	-0.0605	0.0539
20	-0.0727	0.0565
21	-0.1082	0.1144
22	-0.1388	0.1126
23	-0.0385	0.0544
F-test		
N		

# Resultados DID y RD conjuntos (agrupados en horas)

**Table 4**

Pooled estimates.

	$\beta$ ( $\Delta$ minutes/mile)	<i>se</i>	<i>p</i>	Implied annual cost (\$)
Difference in Differences (All hours)	-0.0261	0.0170	0.1479	-33,096,514
Difference in Differences (7 a.m. - 7 p.m.)	-0.0684	0.0529	0.2004	-63,985,000
Regression Discontinuity (All Hours)	-0.1015	0.0353	0.0052	-129,010,337
Regression Discontinuity (7 a.m. - 7 p.m.)	-0.1335	0.0433	0.0028	-124,930,327

# Resultados. Costos de congestión

- Costos diarios de congestión asociados con la actividad de Uber y Lyft: \$92,071 y \$127,983 respectivamente.
- Estas estimaciones corresponden a costos anuales de 33 millones de dólares ( $p = 0.181$ ) y 46 millones de dólares ( $p = 0.049$ ).

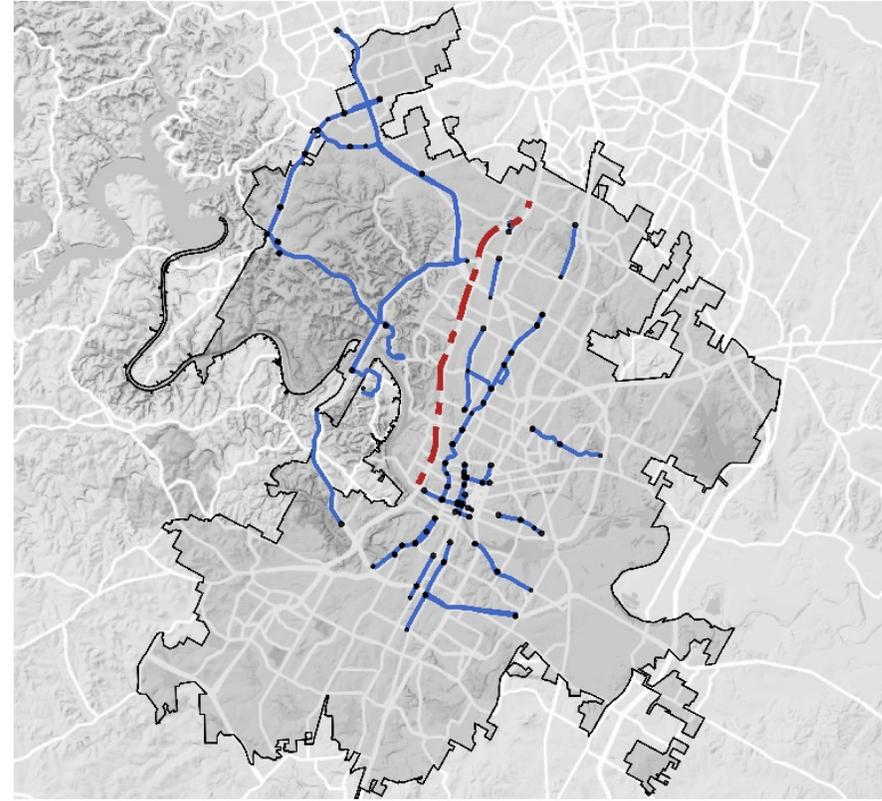
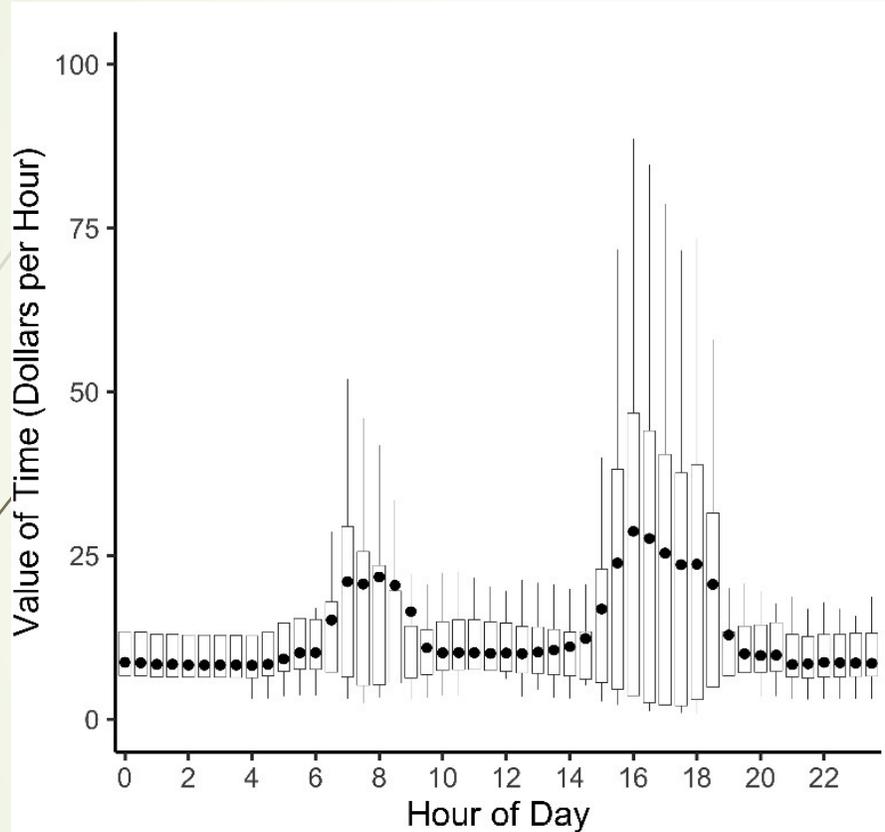
$$\Delta \text{congestion cost} = \sum_h \Delta \text{ minutes per mile}_h * \text{miles driven}_h * \text{value of time}_h \quad (4)$$

**Table 7**  
Congestion cost estimates.

	Daily cost (\$)	se	p	annual cost (\$)
Time-varying VOT	-92,071	97,547	0.1806	-33,605,827
Uniform \$15.40 VOT	-127,983	72,156	0.0489	-46,713,725

- Elasticidades de congestión con respecto al volumen de TNC de entre 0.6 y 2.3
- La estimación DID que implica un aumento del 2.3% en las velocidades de tránsito durante el día corresponde a una elasticidad 1.5

# VOT (Value of time)



Disposición a pagar por reducciones del tiempo de viaje en Austin, TX. Construido usando datos de 2017 del carril de peaje variable MoPac. Los puntos representan medias de los precios de equilibrio observados divididos por el ahorro de tiempo esperado por hora del día.



# Conclusiones

- ▶ En general, la velocidad de tránsito aumentó aproximadamente un 1% después de la salida de Uber y Lyft.
- ▶ La velocidad de tránsito de las 7 am. a 7 p.m. aumentó un 2.3%.
- ▶ Usando estimaciones específicas del valor del tiempo de viaje, el autor calculó que la gente de Austin estaría dispuesta a pagar aproximadamente \$33 a \$52 millones anuales para evitar demoras.
- ▶ Estas cifras son una pequeña fracción (4-6%) de los costos totales de congestión del área de Austin, y son aproximadamente el tamaño de las estimaciones del excedente del consumidor asociado con la operación de TNC en Austin.



# Robustez y validez externa

- **Amenaza 1: Choques contemporáneos.**
- **Amenaza 2: Otros modos de transporte.**
- **Amenaza 3: Velocidad de conducción TNC.**
- En cuanto a la validez externa de los resultados depende de si Austin es representativo de otras áreas metropolitanas en términos de preferencias de los pasajeros y la sustituibilidad de las opciones de tránsito.



# Contribuciones. En literatura

- ▶ Este es el único trabajo de investigación que utiliza la salida de Uber y Lyft para estudiar los impactos de las TNC en la congestión.
- ▶ Se brindan las primeras estimaciones de los costos de congestión asociados con la actividad de las TNC.
- ▶ La granularidad espacial y temporal en los datos de Bluetooth permite realizar un análisis que contribuyen a una imagen más completa de los impactos heterogéneos de la actividad de las TNC en la congestión del tráfico.



# Contribuciones. En política pública

- ▶ El excedente del consumidor de que disfrutaran los pasajeros de las TNC es de tamaño similar al incidente de pérdida de tiempo de los conductores tradicionales.
  - ▶ Los efectos relativamente modestos de las TNC en la congestión del tráfico en Austin sugieren que es poco probable que los impuestos sobre la congestión destinados específicamente a las empresas de transporte compartido den lugar a grandes ganancias de bienestar relacionadas con el tráfico.
  - ▶ Las millas recorridas por vehículo (VMT) evitadas por compartir viajes, son superadas por los viajes adicionales inducidos por la disponibilidad de las TCN.
- Esto implica que la regulación de las TNC parece ser (al menos en el caso de Austin) una herramienta pobre para abordar las externalidades relacionadas con la congestión.



GRACIAS!