



Universidad de
San Andrés

UNIVERSIDAD DE SAN ANDRÉS

DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA

MAESTRÍA EN ECONOMÍA

*Right-to-counsel: el impacto de una política de
asistencia legal en desalojos y crimen*

NICOLÁS AYRTON BERRA

39.072.154

MENTORA: MARÍA AMELIA GIBBONS

BUENOS AIRES
30 DE MARZO, 2021

Tesis de Maestría en Economía de Nicolás Ayrton Berra*

Right-to-counsel: el impacto de una política de asistencia legal en desalojos y crimen

Resumen

En el año 2017, la ciudad de Nueva York implementó una ley para proveer cobertura legal gratuita en casos de desalojos. En este trabajo se estudia su efecto sobre la cantidad de desalojos y crimen. La política abarcó inicialmente algunos códigos postales y se extendió gradualmente a otros en los años siguientes. Este artículo aprovecha esa variabilidad para la identificación de un modelo de *difference-in-differences*. Se encuentra una caída de la cantidad de desalojos producto de la política implementada y también una baja significativa en crímenes relacionados a la propiedad. Este último resultado está en línea con la literatura que describe el estrés económico asociado al proceso de desalojo.

Palabras clave: Representación legal, Desalojos, Crimen, Nueva York.

Right-to-counsel: the impact of a legal assistance policy on evictions and crime

Abstract

In 2017 the New York City Government passed a law which provides free legal services for tenants who are subject to eviction proceedings. This article studies the effect of that policy on evictions and crime. At the beginning, the policy was introduced in some zip codes and it was gradually extended to others. This article exploits this variability to identify a difference-in-differences model. It finds a fall in the quantity of evictions and in reported crime related to property crime. The literature reviewed on the economic stress related to the eviction process supports these results.

Keywords: Counsel, Evictions, Crime, New York.

Códigos JEL: K41, K42, R28

*Nicolás Ayrton Berra, Universidad de San Andrés, Vito Dumas 284, Victoria, provincia de Buenos Aires, Argentina. E-mail: nberra@udesa.edu.ar. Quiero agradecer a Amely Gibbons por su gran ayuda, seguimiento y apoyo a lo largo del proceso. Asimismo, quiero reconocer los valiosos comentarios de los jurados Lucía Freira y Patricio Domínguez que me ayudaron a enriquecer el trabajo.

1. Introducción

Cada año más de 3 millones de desalojos son presentados solamente en Estados Unidos (Gromis, 2019). En particular, en la ciudad de Nueva York, la cifra anual asciende a más de 200.000 casos (Blankley, 2016) que cursan dentro de la *New York City Housing Court*, encargada de llevar las denuncias por desalojos entre propietarios e inquilinos. Como resultado, entre 20.000 y 30.000 hogares son efectivamente desalojados cada año. En paralelo, más de la mitad de los neoyorquinos pagan un alquiler mayor al 30 % de sus ingresos y para gran parte de ellos representa más del 50 %.

Existen estudios que describen el contexto en el que ocurren los desalojos. Desmond y Gershenson (2017) encuentran que la cantidad de hijos y la pérdida del trabajo se asocian a una mayor probabilidad de sufrir un desalojo. La cantidad de crimen cometido en el barrio y la pertenencia a un entramado social de personas que fueron desalojadas también se relaciona de forma positiva con la probabilidad de desalojo. En este contexto, la red de contención también es relevante en el caso de los desalojos debido a que las relaciones sociales que tienen estos individuos son en las que pueden ayudarlos a sobrellevar esta situación (Desmond, 2012a). En cuanto al entorno en el que se mueve una persona, Kling, Ludwig y Katz (2005) muestran que el contexto, en especial el barrio, tiene un impacto significativo en la tasa de crimen violento dado que un movimiento hacia un vecindario con menor pobreza y tasa de criminalidad hace caer ese tipo de crimen en el corto plazo.

Al encontrarse en este contexto vulnerable, son muchos los casos en los que los inquilinos demandados no cuentan con un abogado que los asista en el transcurso del caso. Adicionalmente, muchos no conocen cómo es el proceso, cuáles son los pasos a seguir e incluso desconocen el lugar físico donde cursan estas demandas (Blankley, 2016). Es por esta desventaja frente a la justicia que en agosto de 2017 se aprueba en el Concejo de la ciudad de Nueva York una ley que estipula ayuda legal para inquilinos que hacen frente a casos de desalojo. La ayuda consiste en costear la defensa de los inquilinos que cumplen con una serie de requisitos de ingresos y lugar de residencia (aunque el proyecto incluye que en 2022 se llegue a cubrir todo el territorio de la ciudad de Nueva York).

Existe evidencia que asocia a los desalojos con consecuencias negativas para los individuos. Desmond y Shollenberger (2015) muestran que los desalojados, en comparación con quienes desplazan voluntariamente, tienen mayor probabilidad de mudarse hacia un barrio con peores condiciones sociales tanto de pobreza como de crimen. En otro trabajo, Desmond (2012b) encuentra que en los barrios con mayor proporción de pobladores afroamericanos, las mujeres son desalojadas a una tasa mucho mayor con respecto a hombres; fenómeno que no sucede en el resto de barrios. Establece una analogía entre la encarcelación para los hombres y el desalojo para las mujeres, debido a que genera pérdidas económicas que se mantienen en el tiempo. Adicionalmente, en otro artículo se muestra que los desalojos se relacionan con un

efecto negativo en las mujeres que son madres (Desmond y Kimbro, 2015). Comparadas con aquellas madres no desalojadas tienen una mayor probabilidad de sufrir problemas mentales, de salud y estrés económico.

Por su parte, la literatura causal encuentra un impacto negativo del proceso de desalojo en la situación económica de los individuos. Este se ve reflejado en una baja de ingresos (Collinson y Reed, 2018), así como en la caída en el acceso al crédito y el consumo (Humphries, Mader, Tannenbaum y Van Dijk, 2019). Este trabajo encuentra que el efecto es potenciado por el estrés financiero derivado del hecho de haber sido demandado tanto para los desalojados como los que finalmente no lo fueron. Incluso, Collinson y Reed (2018) explican que los desalojos aumentan el riesgo de *homelessness*. En esta línea, existe evidencia que relaciona la situación de *homelessness* con una mayor criminalidad (McCarthy y Hagan, 1991) y que esta relación es un fenómeno de carácter local (Yoo y Wheeler, 2019). Análogamente, Faraji, Ridgeway y Wu (2018) muestran que en la cercanía de los refugios invernales para *homeless* aumenta la cantidad de crimen a la propiedad y que el efecto disminuye medida que aumenta la distancia. Asimismo, sucede que la red en la que se maneja el *homeless* es fundamental para la probabilidad de cometer un crimen (Corno, 2017). Mientras que esa red es mayor, disminuye la probabilidad de ser encarcelado aunque aumenta si sus contactos tienen pasado criminal.

En base a esta evidencia, se vuelve relevante comprender qué tipo de políticas pueden volver menos probable y/o complejo el proceso de desalojos para estas personas en situación de vulnerabilidad. En esta línea, el trabajo de Seron, Frankel, Van Ryzin y Kovath (2001) estudia el efecto de acceder a un abogado sobre el resultado de una demanda por desalojo. Para ello, se basa en un experimento surgido en los años 1993-1994 en el que los *buffets* de la ciudad de Nueva York deben representar en casos *pro bono* (representación gratuita) a personas en esas condiciones. Utilizan el método de variables instrumentales y encuentran que este tipo de representación en estas denuncias tiene como resultado una menor cantidad de desalojos.

El presente trabajo continúa estudiando los efectos del *counsel* (representación legal) en casos de desalojos, esta vez como resultado de una política pública. Se analiza el efecto de la política de *Right-to-Counsel* de la ciudad de Nueva York sobre la cantidad de desalojos. También se aborda el impacto sobre el crimen, que se asocia al proceso de desalojo tanto por el estrés financiero que este provoca como por uno de sus potenciales resultados que es la situación de *homelessness*. Para ello, se aprovecha la variabilidad temporal con que se implementó en distintos códigos postales lo que permite estimar un modelo de *difference-in-differences*.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: a continuación se desarrollará la política implementada, luego se abordarán las fuentes de información para el estudio, más tarde se mostrarán la estrategia empírica y los resultados, consecuentemente se plantean los test de robustez y, por último, se concluirá al respecto.

2. *Right-to-Counsel*

En agosto de 2017 se aprueba en Nueva York una política que permite acceder a la cobertura legal en casos de desalojo. La política consiste en que el Estado cubra el costo de ser representado por un abogado para los ciudadanos que cumplan ciertos requisitos ([Local Law No. 136, 2017](#)). La implementación se planeó a nivel código postal, por lo que se definió un conjunto de ellos para recibir el beneficio en primer lugar y luego se fueron agregando nuevos con el correr de los años. En el Cuadro 1 se encuentra cada uno de los códigos postales tratado en cada ejercicio fiscal. En la Figura 1 se observan los territorios que representan estos códigos postales sobre el mapa de la ciudad de Nueva York. El objetivo es que en 2022 entre en acción sobre toda la ciudad.

Dada esta forma de implementación, el primer requisito consiste en ser residente de uno de los códigos postales que cuentan con el beneficio. En segundo lugar, existe un corte de ingresos para calificar a este beneficio y es estar por debajo del 200 % de la línea de pobreza federal según el tamaño de la familia. En el Cuadro 5 del Anexo se puede ver el valor definido para cada tamaño posible de un hogar debajo del cual se podría acceder al presente programa.

Es importante destacar que la política incluye prestar asistencia legal (no así la representación legal en un juicio) para cualquier individuo que se encuentre frente a un caso de desalojo y sin importar si cumple con los requisitos anteriormente mencionados. Es decir, brindan una breve asesoría legal a las personas en condición de haber sido demandadas aunque no cumplan los requisitos necesarios pero no son representados en un juicio. De esta manera, los individuos que no cumplen las condiciones pueden acceder a conocimiento sobre la materia pero no al abogado que los defiende en el litigio.

Tanto la asesoría legal como la representación por parte de abogados es realizada por organizaciones sin fin de lucro que son aprobadas por la ciudad, es decir, no son abogados del estado propiamente dicho.

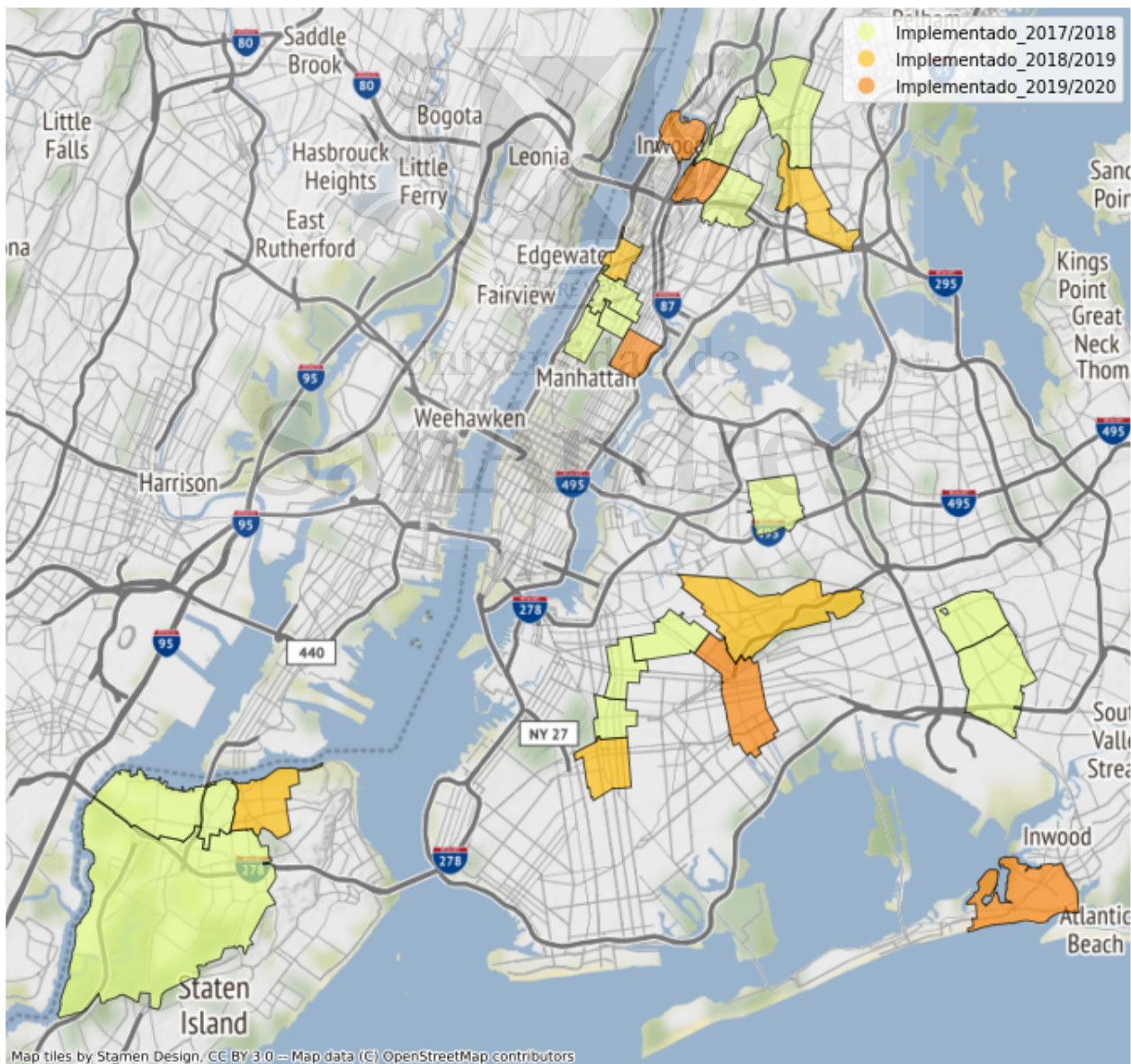
De acuerdo al reporte de implementación de la política para el segundo año ([Office of Civil Justice, 2019](#)), entre el 1 de julio de 2018 y el 30 de junio de 2020, 12.657 hogares (con 33.846 personas) recibieron representación completa en juicio. De estos, el 84 % (10.636 hogares, 28.392 personas) evitaron el desalojo.

Cuadro 1: Códigos postales tratados por ejercicio fiscal.

Ejercicio 2017/18	10457, 10467, 10468, 11216, 11221, 11225, 10025, 10026, 10027, 11373, 11433, 11434, 10302, 10303, 10314
Ejercicio 2018/19	10457, 10462 , 10467, 10468, 11216, 11221, 11225, 11226 , 10025, 10026, 10027, 10031 , 11373, 11385 , 11433, 11434, 10302, 10303, 10310 , 10314
Ejercicio 2019/20	10453 , 10457, 10462, 10467, 10468, 11216, 11221, 11225, 11226, 11207 , 10025, 10026, 10027, 10029 , 10031, 10034 , 11433, 11434, 11373, 11385, 11691 , 10302, 10303, 10314, 10310

Nota: en negrita los nuevos códigos postales incorporados a la cobertura de la política.

Figura 1: Códigos postales tratados por ejercicio fiscal



3. Datos

Los datos utilizados en el presente estudio corresponden a distintas bases de datos que se encuentran dentro del proyecto *NYC OpenData*¹. Este comprende una biblioteca de bases de datos públicas que son mantenidas por diversas carteras del gobierno de la ciudad de Nueva York.

3.1. Desalojos

La base de datos contiene los desalojos sucedidos en la ciudad de Nueva York entre el año 2017 y marzo de 2020 en manos de agentes oficiales (*NYC OpenData, 2020a*). Entre la información incluida en esta base de datos se puede mencionar la dirección de la propiedad desalojada, la fecha, el barrio, la corte donde cursó el caso, el oficial que ejecutó la orden y el código postal de la propiedad. En el Cuadro 2 se muestra la estadística descriptiva de la cantidad de casos de desalojos mensual por código postal para la base de datos en cuestión. Asimismo, en la Figura 4 del Anexo, se expone la serie de tiempo para el promedio de desalojos por mes.

3.2. Crimen

La base de datos de crimen utilizada incluye los reportados al *New York City Police Department* (*NYC OpenData, 2020b*). Para el presente trabajo se utilizan los crímenes ocurridos entre enero 2016 y diciembre 2019 inclusive. Cada crimen está acompañado por la clasificación/categoría, víctima, lugar de ocurrencia del crimen (dentro, fuera, en frente de, etc.) e incluye también la latitud y longitud geográfica en lugar del código postal del lugar donde se produjo el crimen. Es por ello que para poder utilizar esta información en relación a la política de *Right-to-Counsel* se debe mapear cada uno de los crímenes con su respectivo código postal según el lugar donde ocurrió.

La totalidad de los crímenes en esta base de datos se clasifica en una de las siguientes tres categorías:

- ***Felony***: incluye a los crímenes más fuertes y violentos tales como asesinatos, violaciones o robos dentro de propiedades. Generalmente son condenados con muchos años de prisión e incluso reclusión perpetua.
- ***Misdemeanor***: los sucesos que se catalogan bajo esta categoría comprenden crímenes de categoría media tales como hurtos, asaltos o vandalismo.
- ***Violation***: abarca aquellas contravenciones menores a la ley como el acoso callejero.

¹Ver en: <https://opendata.cityofnewyork.us>

En el Cuadro 2 se aprecian las principales estadísticas para los crímenes mensuales en cada categoría así como el conjunto de estas. Adicionalmente, en la Figura 5 del Anexo se muestran las series de tiempo del crimen mensual promedio por código postal para cada categoría de crimen.

Cuadro 2: Estadística descriptiva - Cantidad de casos por mes

	Media	Mediana	Desvío estándar	Min	Max	Observaciones
Desalojos	8.55	5	10.61	0	84	7098
Crimen total	203.83	171	161.4	0	943	9216
<i>Felony</i>	63.02	53	49.99	0	376	9120
<i>Misdemeanor</i>	111.68	92	89.76	0	548	9168
<i>Violation</i>	30.54	24	25.66	0	43	9168

3.3. Códigos postales

Para poder realizar el mapeo entre crimen y código postal se utilizó la base de datos del proyecto *NYC OpenData* que tiene los polígonos geográficos de cada uno de los códigos postales ([NYC OpenData, 2018](#)). De esta manera, en base a las coordenadas se puede asignar cada crimen al código postal solamente con conocer dentro de qué polígono se encuentra. Esto último se puede hacer mediante la latitud y longitud asociada a cada crimen en la base de datos anteriormente mencionada.

4. Estrategia empírica y resultados

4.1. *Right-to-counsel* y desalojos

La selección de los códigos postales tratados no fue experimental, por lo que no se puede asumir que la asignación es aleatoria. De esta manera, no se descarta que existan correlaciones entre características propias del código postal y la implementación de la política que podrían llevar a estimaciones sesgadas. Es por ello que para identificar, en primer lugar, el efecto de la ley en la cantidad de desalojos, se aprovecha que se fue aplicando progresivamente en distintos códigos postales dentro de la ciudad de Nueva York. Entonces, se utiliza un panel de datos para captar las características invariables de cada código postal así como los shocks temporales que

le impactan a todos simultáneamente. La inclusión de estos efectos fijos en espacio y tiempo es fundamental para la identificación porque permite eliminar el sesgo correspondiente a la correlación entre la variable independiente con respecto a las características intrínsecas invariables de cada código postal así como también los shocks temporales conjuntos. En resumen, el modelo de *difference-in-differences* a estimar es el siguiente:

$$Desalajos_{it} = \alpha_i + \mu_t + \beta Counsel_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

En esta especificación, $Desalajos_{it}$ mide la cantidad de desalojos para el código postal i en el mes t , α_i representa las características invariables del código postal i , μ_t captura los shocks del mes t comunes a todos los códigos postales, $Counsel_{it}$ toma el valor uno si el código postal i está bajo tratamiento en el momento t y cero en caso contrario y ε_{it} el término de error. El β es el parámetro de interés y estima el *average treatment effect on the treated*, es decir, el efecto promedio de la política de *right-to-counsel* en la cantidad de desalojos. El supuesto de identificación en este modelo es que el cambio en los desalojos para los códigos postales de control son un buen contrafactual de lo que hubiera sucedido en los tratados si no hubiesen sido tratados. Como este supuesto no se puede verificar, se van a llevar a cabo estrategias de testeo de tendencias en períodos pre-tratamiento para mostrar que no difieren significativamente entre ambos grupos y, de esta manera, pueden ser un buen contrafactual (ver sección 5.1).

Los resultados de la estimación del parámetro β para el modelo planteado se encuentran en la columna (1) del Cuadro 3. El impacto de la política representa una caída en 3.89 desalojos mensuales promedio, lo que representa una caída del 39.6% respecto al promedio mensual por código postal previo a la intervención, y es significativo al 1%. El efecto negativo de la política en la cantidad de desalojos es acorde a la literatura existente, en particular al resultado de [Seron et al. \(2001\)](#), dado que estos pueden cubrir al inquilino frente a fallas o irregularidades en el caso, entre otras cosas. Los resultados se mantienen cuando se estima el modelo en tasas cada cien mil habitantes como se aprecia en el Cuadro 6 del Anexo. Adicionalmente, en el Cuadro 7 del Anexo se muestran test de medias para variables anuales a nivel código postal en los que se muestra que no hay variaciones significativas. De esta manera, los efectos fijos captarían correctamente las características intrínsecas al código postal y las variaciones temporales comunes a estos.

4.2. *Right-to-counsel* y crimen

Análogamente, se estima un modelo de *difference-in-differences* para analizar el efecto de esta política en el crimen, aprovechando la variabilidad descrita anteriormente. En este caso, la ecuación a estimar es la siguiente:

$$Crimen_{it} = \alpha_i + \mu_t + \beta Counsel_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Siendo $Crimen_{it}$ la cantidad de crímenes reportados en el código postal i en el mes t , α_i las características invariables del código postal i , μ_t los shocks del mes t , $Counsel_{it}$ toma el valor uno si el código postal i está bajo tratamiento en el momento t y cero en caso contrario y ε_{it} el término de error. Nuevamente, el parámetro de interés es β y estima el *average treatment effect on the treated*, es decir, el efecto promedio de la política de *right-to-counsel* en la cantidad de crímenes para cada una de las categorizaciones de crimen. Bajo este modelo se van a estimar 4 especificaciones: una que incluye la totalidad de crimen y una para cada categorización (*Misdemeanor*, *Felony* y *Violation*). Como se explicó anteriormente, el supuesto de identificación en este modelo es que el cambio en el crimen para los códigos postales de control son un buen contrafactual de lo que hubiera sucedido si no se hubiesen intervenido. Para este caso también se realiza un test de tendencias para comprobar si es un buen contrafactual y además una prueba de robustez de los resultados (ver secciones 5.1 y 5.2).

En el Cuadro 3 se encuentran los resultados para estas cuatro estimaciones (columnas 2 a 5). Se encuentra una baja en la cantidad de crimen total de 7.84 casos mensuales promedio, lo que representa una caída de 3.84 % respecto del promedio mensual por código postal antes de la intervención. Esta caída está impulsada en gran parte por los catalogados como *Misdemeanor* que disminuyen en 7.44 crímenes mensuales promedio (una caída de 6.59 %). Estos resultados están en línea a la literatura existente. Por un lado, los sujetos que se encuentran en un proceso de desalojo sufren un estrés financiero fuerte y, en caso de ser desalojados, el estrés es aún mayor (Collinson y Reed, 2018; Humphries et al., 2019); es por eso que la baja en crímenes más relacionados a los de propiedad es esperable. Por otro lado, en caso de que sucediera el desalojo y la persona quedase *homeless*, la literatura muestra la relación positiva con el crimen y que es un fenómeno local (Faraji et al., 2018; McCarthy y Hagan, 1991; Yoo y Wheeler, 2019); por lo tanto, este resultado concuerda con esta visión también. Adicionalmente, se encuentra que los crímenes más graves, *Felonies*, caen en 2.26 (-3.55 % aproximadamente) mientras que los categorizados como contravenciones menores, *Violations*, suben en 1.86 (6.4 %). Estos dos últimos resultados son significativos al 10 %.

Cuadro 3: Resultados

	<i>Variable dependiente:</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Desalojos	Crimen	Misdemeanor	Felony	Violation
Counsel	-3.89*** (0.87)	-7.84** (3.93)	-7.44** (3.04)	-2.26* (1.21)	1.86* (1.13)
Observaciones	7,098	9,216	9,168	9,120	9,168
Cant. códigos postales	182	192	191	190	191
Efectos fijos	SI	SI	SI	SI	SI
Nivel pre-tratamiento	9.83	204.26	112.95	63.7	29.02

Notas:

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Los errores se encuentran agrupados a nivel de código postal. La diferencia en la cantidad de observaciones se debe a que en el caso de desalojos la base de datos posee menos meses mientras que en cada una de las especificaciones de crimen queda, al menos, un código postal fuera porque no tiene crímenes de esa categoría. Los valores pre-tratamiento que se muestran es el promedio de los códigos postales para los meses previos a agosto 2017. Es decir, para el caso de desalojos es de enero 2017 a julio 2017 y para las especificaciones de crimen comprende enero 2016 a julio 2017.

5. Robustez

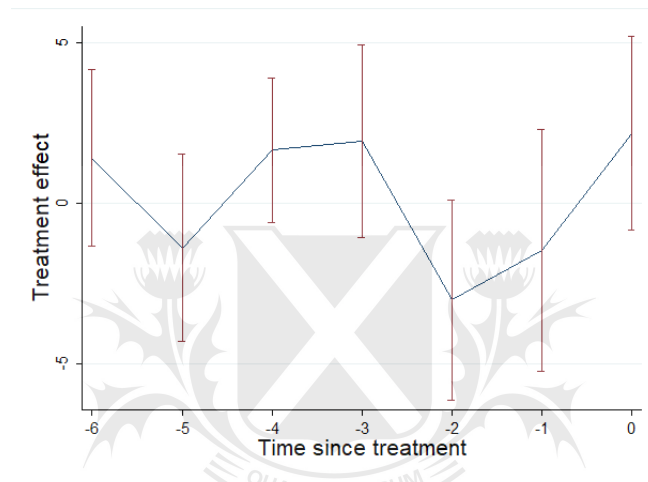
5.1. Test de tendencias

El supuesto de identificación en un modelo de *difference-in-differences* es que la variación en la variable de interés (en este caso desalojo y crimen, según la especificación) para el grupo de control es una buena estimación de lo que hubiera sucedido en el grupo tratado si no hubiese recibido el tratamiento. Como este supuesto no puede ser verificado directamente, lo que se debe hacer es testear si las tendencias pre-tratamiento entre ambos grupos son similares. En caso de que las tendencias no sean significativamente distintas, se puede asumir que en la ausencia de tratamiento estas se hubieran comportado análogamente. Para llevar a cabo este análisis se siguió lo planteado en [de Chaisemartin y D'Haultfoeuille \(2019a\)](#) y en [de Chaisemartin, D'Haultfoeuille y Guyonvarch \(2019b\)](#). La estimación² de las tendencias pre-tratamiento para

²Para el caso de desalojos se toman 6 meses pre-tratamiento por la disponibilidad de información. Para crimen se toman 12 meses porque está disponible un año más de información. Los errores son agrupados a nivel

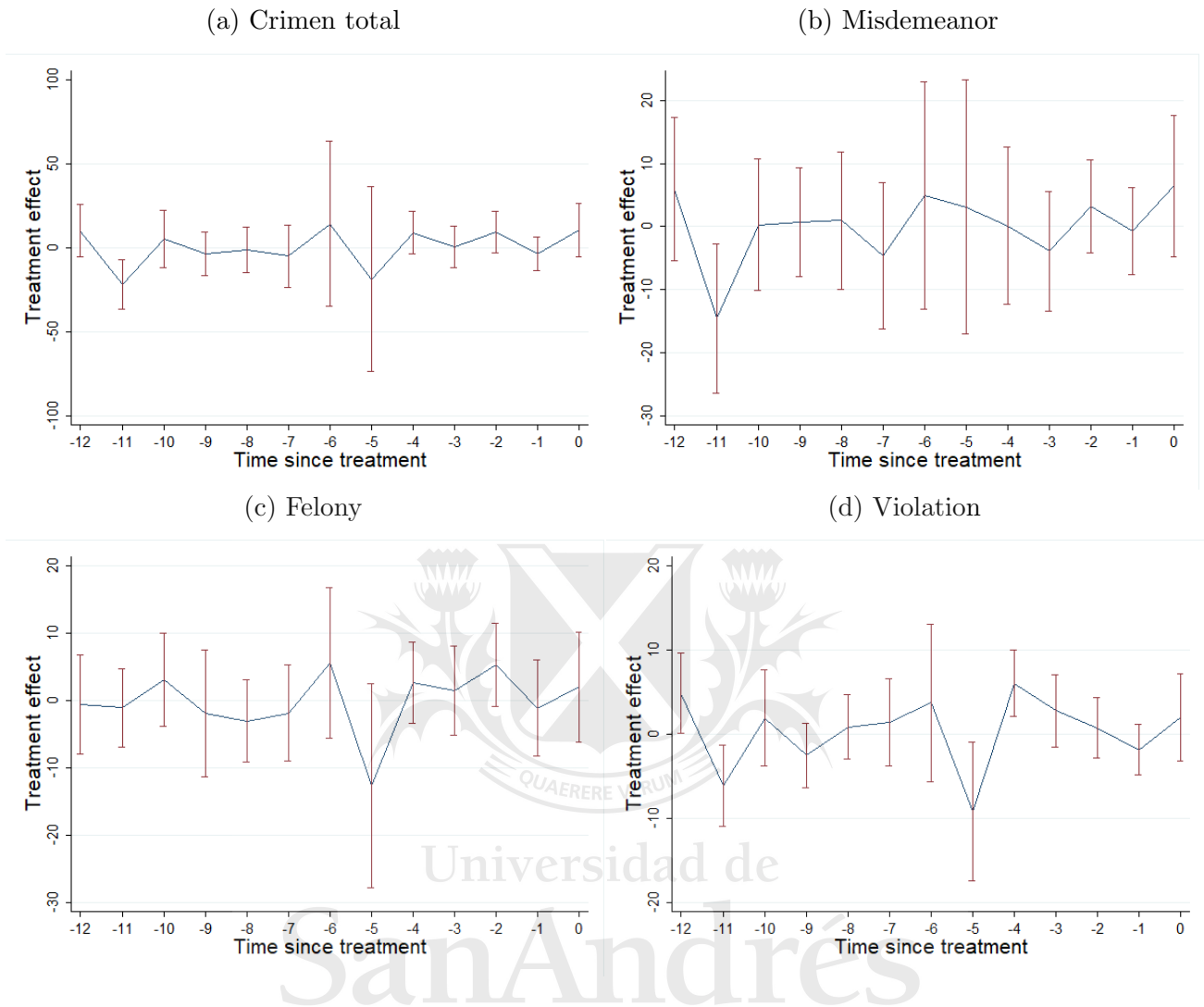
la especificación de desalojos se puede ver en la Figura 2. Se observa que las diferencias entre el grupo de tratamiento y el control no son significativas. Asimismo, en la Figura 3 se encuentran las diferencias pre-tratamiento en las tendencias para el caso de las especificaciones de crimen. En las especificaciones de Crimen Total, *Misdemeanor* y *Felony* (a, b y c respectivamente) es posible apreciar que no hay diferencias significativas para las diferencias en las tendencias pre-tratamiento. En el caso de *Violation*, pese a que oscila en alrededor de cero, las diferencias son significativas 3 veces lo que le quita robustez a esa especificación.

Figura 2: Tendencias pre-tratamiento desalojos



código postal, el intervalo de confianza es al 95 % y para el bootstrap del algoritmo se utilizan 50 repeticiones.

Figura 3: Tendencias pre-tratamiento crimen



5.2. *Spatial Regression Discontinuity*

Adicionalmente, para las especificaciones de crimen se puede testear la robustez del resultado con un *Spatial Regression Discontinuity* (SRD)³ dado que se dispone de la georreferenciación de cada suceso. Para ello, se decidió tomar aquellos códigos postales que fueron tratados en la primer intervención y que no tengan en sus fronteras a otro tratado posteriormente para evitar que parte del control esté contaminado por tratamiento. Estos son 11373, 11433 y 11434 y en la Figura 6 del Anexo se ven los mapas para cada especificación de crimen junto a los hechos geolocalizados para estos códigos postales.

Se definieron diez intervalos de aproximadamente 50 metros a cada lado de la frontera de los códigos postales tratados. La observación para cada intervalo corresponde al crimen

³Derivado de un *Regression Discontinuity Desing* (Hahn, Todd y Van der Klaauw, 2001), el modelo utilizado en el presente trabajo surge motivado por Kondylis y Loeser (2019).

acumulado durante 2019 en este. El objetivo es comparar el crimen de las 10 observaciones correspondientes a los intervalos interiores de los códigos postales en cuestión frente a los 10 intervalos del exterior⁴. En la Figura 7 del Anexo se puede apreciar la cantidad de crímenes en cada uno de los intervalos definidos cercanos a la frontera para cada categoría. Entonces, la ecuación que se estima en este modelo es la siguiente:

$$Crimen_j = \alpha + \beta Treated_j + \gamma Distancia_j + \delta Distancia_j * Tratado_j + \varepsilon_j \quad (3)$$

Donde $Crimen_j$ representa la cantidad de crimen reportado para el intervalo j de cada especificación, α es la ordenada al origen, $Treated_j$ es una variable que toma el valor de 1 si el intervalo está dentro del código postal tratado y 0 en caso contrario, $Distancia_j$ comprende la distancia del intervalo con respecto a la frontera del código postal, $Distancia_j * Tratado_j$ es la interacción de ambas y ε_j es el término de error para el intervalo j . El coeficiente de interés es β y representa el *local average treatment effect*. Es decir, el efecto de la política en la tipología de crimen para los individuos cercanos al *cut-off* y que reciben el tratamiento.

En la Tabla 4 se muestran los resultados para cada una de las especificaciones. Tanto para los modelos de Crimen Total como *Misdemeanor* los coeficientes tienen el mismo signo que en su respectivo modelo de *Difference-in-Differences*, las magnitudes son similares (-5.44% y -6.71% respectivamente, en relación a los niveles de control) y significativas. Para *Felony* no es significativo el coeficiente mientras que para *Violation* además el coeficiente tiene sentido contrario al modelo estimado anteriormente.

Se calcularon dos estimaciones adicionales de este modelo como se ve en el Cuadro 9 del Anexo. El primero en el que se cambia la extensión de los intervalos interiores a 100 metros dejando fijo los 500 metros de cada lado de la frontera de los códigos postales. El segundo en el que se deja el ancho del intervalo en 50 metros pero se cambia a 250 metros de cada lado de la frontera de los códigos postales. Los resultados no varían significativamente.

⁴La estadística descriptiva para la cantidad de crímenes en estos intervalos y en cada especificación se puede ver en el Cuadro 8 del Anexo.

Cuadro 4: Resultados *Spatial Regression Discontinuity*

	<i>Variable dependiente:</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Crimen	Misdemeanor	Felony	Violation
Tratado	-540.14 (318.45)*	-361.86 (194.7)*	-129.51 (97.83)	-48.3 (30.75)
Observaciones	20	20	20	20
Nivel control	9,934	5,393	3,049	1,492

Notas:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

La variable se toma a nivel año (2019). El nivel de control utilizado como referencia surge de la sumatoria de crímenes para cada categoría de los intervalos definidos como controles sobre el total de intervalos. Los errores mostrados entre paréntesis son computados mediante la metodología de Wild bootstrap (1000 simulaciones) dado que tienen una mejor performance frente a otros métodos de bootstrap (MacKinnon, 2006).

6. Conclusiones

Los desalojos son un asunto relevante en Estados Unidos en general y en Nueva York en particular. La política para impedir que la gente sea desalojada sin una debida defensa se implementó con el objetivo de frenar esta crisis y las consecuencias indeseables que pueda tener en esta población vulnerable.

La literatura muestra que tanto el proceso como el desalojo efectivo se relacionan a outputs de peores condiciones sociales y económicas, así como al riesgo de quedar en situación de calle. Esto empeora si el suceso concluye en una circunstancia de *homelessness* debido a que esta se vincula de diversas maneras con aumentos en crimen. Adicionalmente, encuentran que este crimen es un fenómeno local o cercano a la persona en esta situación. Por último, la literatura demostró que un abogado ayuda a evitar un desalojo por medio de su representación.

En el presente trabajo se muestra que la política de *right-to-counsel* causó una caída del 39.6% en los desalojos para los códigos postales tratados dentro de la ciudad de Nueva York. Asimismo, se evidencia que tuvo un impacto en la baja del crimen general impulsada por la caída del 6.59% en crímenes de categoría media asociados a crímenes de la propiedad. Estos resultados se mantienen cuando se estima un *Spatial Regression Discontinuity*. Los resultados para crímenes graves y para los de menor severidad no son robustos a esta segunda estimación.

El resultado se encuentra enmarcado en lo analizado por la literatura en cuanto a la situación que rodean los procesos de desalojos y el estado de *homelessness* como posible desenlace y sus relaciones con el crimen. Asimismo, de acuerdo a los trabajos relacionados, es posible que estos efectos se profundicen en el tiempo debido a que el impacto financiero y sociales en los sujetos bajo esta situación es perdurable en el tiempo de manera que evitándolos se lograría un mejor equilibrio en el largo plazo.

Para futuras ampliaciones del presente trabajo resultaría interesante conocer los efectos de *spillovers* de la política analizada en crimen. Es decir, si el crimen fue desplazado hacia otros *zip codes* o si, por el contrario, los *zip codes* colindantes a los tratados reciben una baja en crimen frente aquellos que son más lejanos.



Universidad de
San Andrés

Referencias

- BERK, R. y MACDONALD, J. (2010). Policing the homeless: An evaluation of efforts to reduce homeless-related crime. *Criminology & Public Policy*, 9(4), 813-840.
- BLANKLEY, S. (2016). The Fight for Justice in Housing Court: From the Bronx to a Right to Counsel for all New York City Tenants. *Impact Center for Public Interest Law*, 16.
- COLLINSON, R. y REED, D. (2018). The effects of evictions on low-income households (Working paper). *New York University, Wagner School*. .
- CORNO, L. (2017). Homelessness and crime: Do your friends matter?. *The Economic Journal*, 127(602), 959-995.
- DE CHAISEMARTIN, C. y D'HAULTFOEUILLE, X. (2019a). Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. *National Bureau of Economic Research (No. w25904)*.
- DE CHAISEMARTIN, C., D'HAULTFOEUILLE, X. y GUYONVARCH, Y. (2019b). DID_MULTIPLEGT: Stata module to estimate sharp Difference-in-Difference designs with multiple groups and periods. *Statistical Software Components, S458643*. Boston College Department of Economics.
- DESMOND, M. (2012a). Disposable ties and the urban poor. *American Journal of Sociology*, 117(5), 1295-1335.
- DESMOND, M. (2012b). Eviction and the reproduction of urban poverty. *American Journal of Sociology*, 118(1), 88-133.
- DESMOND, M. y GERSHENSON, C. (2017). Who gets evicted? Assessing individual, neighborhood, and network factors. *Social Science Research*, 62, 362-377.
- DESMOND, M. y KIMBRO, R. T. (2015). Eviction's fallout: housing, hardship, and health. *Social Forces*, 94(1), 295-324.
- DESMOND, M. y SHOLLENBERGER, T. (2015). Forced displacement from rental housing: Prevalence and neighborhood consequences. *Demography*, 52(5), 1751-1772.
- FARAJI, S. L., RIDGEWAY, G. y WU, Y. (2018). Effect of emergency winter homeless shelters on property crime. *Journal of Experimental Criminology*, 14(2), 129-140.
- GROMIS, A. (2019). Eviction: Intersection of Poverty, Inequality and Housing. *Princeton University Eviction Lab*.

- HAHN, J., TODD, P. y VAN DER KLAUW, W. (2001). Identification and estimation of treatment effects with a regression-discontinuity design. *Econometrica*, 69(1), 201-209.
- HUMPHRIES, J. E., MADER, N. S., TANNENBAUM, D. I. y VAN DIJK, W. L. (2019). Does eviction cause poverty? quasi-experimental evidence from cook county, IL. *National Bureau of Economic Research (No. w26139)*.
- KLING, J. R., LUDWIG, J. y KATZ, L. F. (2005). Neighborhood effects on crime for female and male youth: Evidence from a randomized housing voucher experiment. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 87-130.
- KONDYLIS, F. y LOESER, J. (2019). Spatial Jumps [Blog post]. Recuperado de: <https://blogs.worldbank.org/impactevaluations/spatial-jumps>.
- LOCAL LAW NO. 136 (2017). New York City Council. Recuperado de: <https://legistar.council.nyc.gov/LegislationDetail.aspx?ID=1687978&GUID=29A4594B-9E8A-4C5E-A797-96BDC4F64F80&Options=ID|Text|&Search=>
- MACKINNON, J. G. (2006). Bootstrap methods in econometrics. *Economic Record*, 82, S2-S18.
- MCCARTHY, B. y HAGAN, J. (1991). Homelessness: A criminogenic situation?. *The British Journal of Criminology*, 31(4), 393-410.
- NYC OPENDATA (2020a). *Evictions* [Data set]. NYC OpenData. Recuperado de: <https://data.cityofnewyork.us/City-Government/Evictions/6z8x-wfk4>
- NYC OPENDATA (2020b). *NYPD Complaint Data Historic* [Data set]. NYC OpenData. Recuperado de: <https://data.cityofnewyork.us/Public-Safety/NYPD-Complaint-Data-Historic/qgea-i56i>
- NYC OPENDATA (2018). *Zip Code Boundaries* [Data set]. NYC OpenData. Recuperado de: <https://data.cityofnewyork.us/Business/Zip-Code-Boundaries/i8iw-xf4u>
- OFFICE OF CIVIL JUSTICE (2019). *Universal Access to Legal Services: A Report on Year Two of Implementation in New York City*. New York City Human Resources Administration. Recuperado de: https://www1.nyc.gov/assets/hra/downloads/pdf/services/civiljustice/OCJ_UA_Annual_Report_2019.pdf
- SERON, C., FRANKEL, M., VAN RYZIN, G., y KOVATH, J. (2001). The impact of legal counsel on outcomes for poor tenants in New York City's housing court: results of a randomized experiment. *Law and Society Review*, 35(2), 419-434.

- U.S. CENSUS BUREAU (2010). *Decennial Census - U.S. Population By ZIP Code* [Data set]. U.S. Census Bureau. Recuperado de: <https://www.kaggle.com/census/us-population-by-zip-code>
- U.S. CENSUS BUREAU (2021). *ZIP Code Business Patterns* [Data set]. U.S. Census Bureau. Recuperado de: <https://api.census.gov/data.html>
- U.S. SOCIAL SECURITY ADMINISTRATION (2021). *OASDI Beneficiaries by State and ZIP Code* [Data set]. Recuperado de: <https://api.census.gov/data.html>
- YOO, Y. y WHEELER, A. P. (2019). Using risk terrain modeling to predict homeless related crime in Los Angeles, California. *Applied Geography*, 102, 102039.



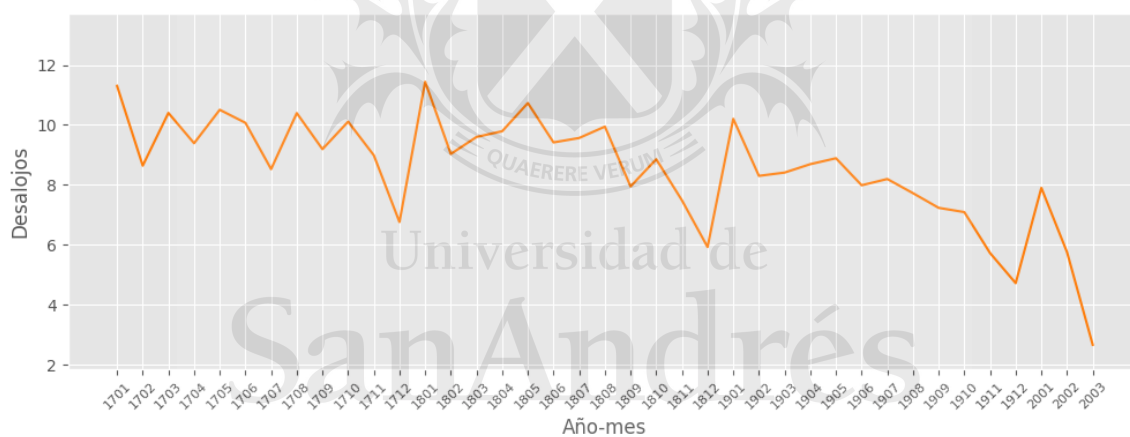
Universidad de
San Andrés

A. Anexo

Cuadro 5: Línea de pobreza federal en base a número de integrantes de familia a enero 2020⁵

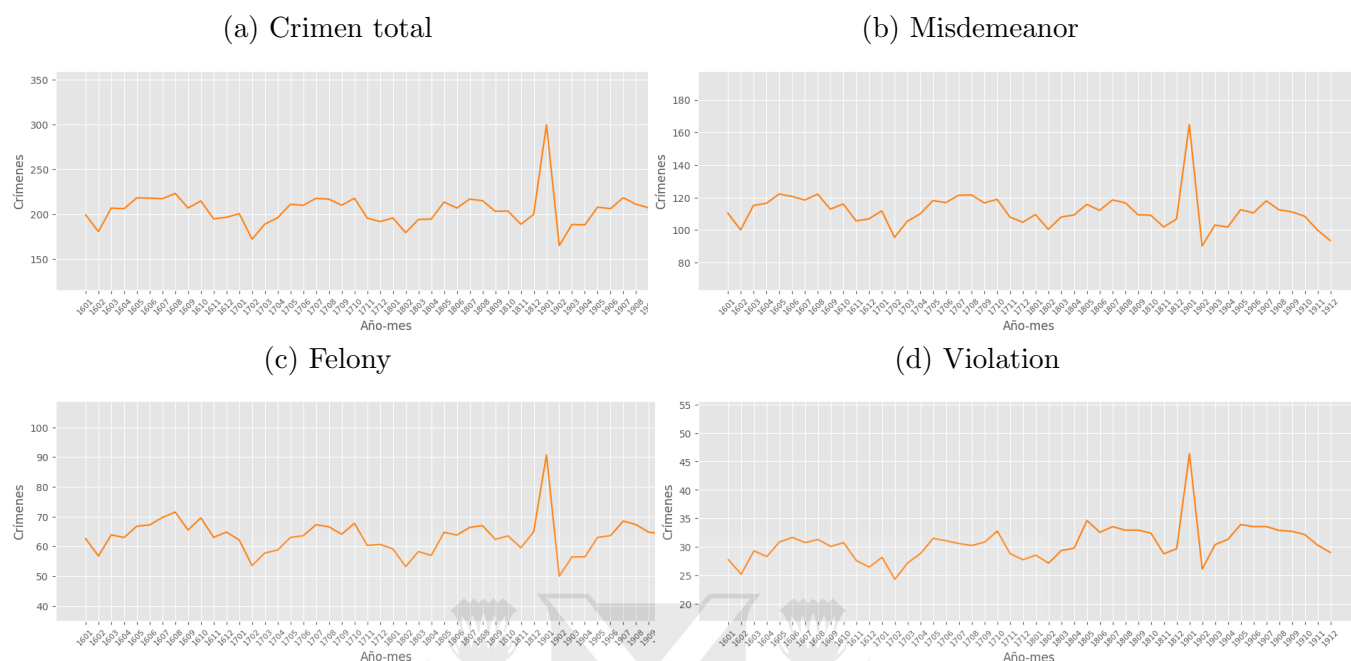
Tamaño de la familia/hogar	Línea de pobreza	200 % del valor
1	\$ 12.760	\$ 25.520
2	\$ 17.240	\$ 34.480
3	\$ 21.720	\$ 43.440
4	\$ 26.200	\$ 52.400
5	\$ 30.680	\$ 61.360
6	\$ 35.160	\$ 70.320
7	\$ 39.640	\$ 79.280
8	\$ 44.120	\$ 88.240

Figura 4: Promedio de desalojos por mes



⁵Por cada individuo adicional luego del octavo, la línea de pobreza aumenta en \$ 4.480, es decir, para la presente política el 200 % de dicho valor es \$ 8.960. Fuente: <https://aspe.hhs.gov/poverty-guidelines>. Consultado el 29 de julio de 2020.

Figura 5: Promedio de crimen por categoría y mes



Cuadro 6: Resultados en tasas cada cien mil habitantes

	<i>Variable dependiente:</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Desalojos	Crimen	Misdemeanor	Felony	Violation
Counsel	-4.31*** (1.04)	-25.21*** (9.08)	-18.45*** (6.54)	-5.70* (2.97)	-1.05 (2.1)
Observaciones	6,981	8,736	8,736	8,736	8,736
Cant. códigos postales	179	182	182	182	182
Efectos fijos	SI	SI	SI	SI	SI
Nivel pre-tratamiento	22.28	373.27	203.22	112.93	57.12

Notas:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Los errores se encuentran agrupados a nivel de código postal. La población por código postal se obtuvo del censo 2010 (U.S. Census Bureau, 2010). La diferencia de códigos postales frente a las especificaciones del resultado principal se deben a disponibilidad en los datos de habitantes por código postal. Los valores pre-tratamiento que se muestran es el promedio de los códigos postales para los meses previos a agosto 2017. Es decir, para el caso de desalojos es de enero 2017 a julio 2017 y para las especificaciones de crimen comprende enero 2016 a julio 2017.

Cuadro 7: Test de medias - variables control anuales

<i>Estadísticos t de las Variables:</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Empleo	Salarios anuales	Beneficiarios	Total Gasto
2012 vs. 2013	-0.167	-0.143	-0.302	-0.609
2012 vs. 2014	-0.417	-0.407	-0.553	-1.202
2012 vs. 2015	-0.469	-0.516	-0.783	-1.499
2012 vs. 2016	-0.625	-0.528	-1.013	-1.861*
2012 vs. 2017	-0.718	-0.731	-1.267	-2.531**
2013 vs. 2014	-0.253	-0.269	-0.252	-0.594
2013 vs. 2015	-0.302	-0.372	-0.483	-0.893
2013 vs. 2016	-0.457	-0.387	-0.713	-1.256
2013 vs. 2017	-0.551	-0.595	-0.968	-1.931*
2014 vs. 2015	-0.044	-0.101	-0.231	-0.3
2014 vs. 2016	-0.198	-0.112	-0.461	-0.663
2014 vs. 2017	-0.291	-0.323	-0.716	-1.341
2015 vs. 2016	-0.155	-0.010	-0.23	-0.363
2015 vs. 2017	-0.250	-0.226	-0.485	-1.042
2016 vs. 2017	-0.095	-0.216	-0.255	-0.680

Notas:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

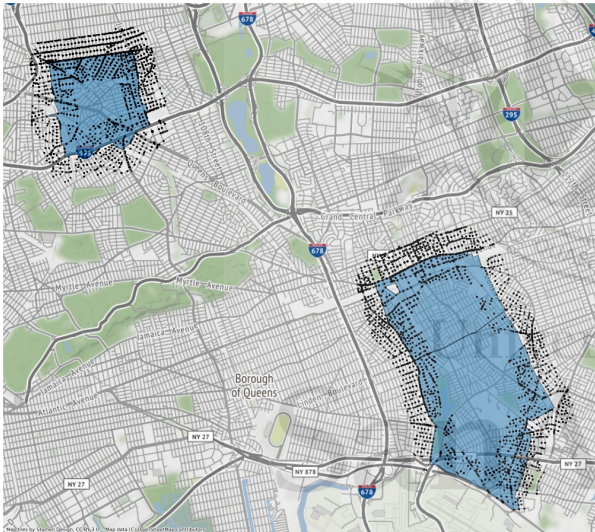
Se incluyen los estadísticos *t* para los test de medias entre los años listados para los códigos postales de Nueva York. Las variables incluidas en las columnas son, en primer lugar, la cantidad de trabajadores en cada código postal. En segundo lugar, el salario anual promedio en cada código postal. En tercer lugar, los beneficiarios de seguridad social y, por último, el monto monetario de la seguridad social destinada a ese código postal. Por un lado, las primeras dos variables provienen de [U.S. Census Bureau \(2021\)](#). Por otro, las últimas dos provienen de [U.S. Social Security Administration \(2021\)](#)

Cuadro 8: Estadística descriptiva de crímenes por intervalo

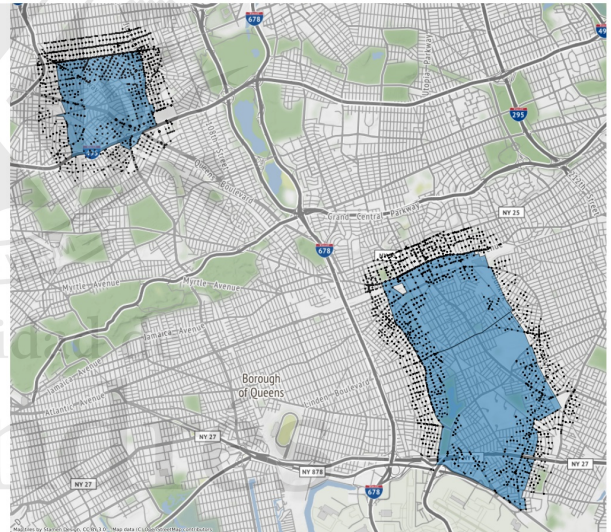
	Media	Mediana	Desvío estándar	Min	Max	Observaciones
Crimen total	830.85	802	362.53	354	1948	20
<i>Felony</i>	249.4	255.5	104.85	116	578	20
<i>Misdemeanor</i>	458.4	429	233.26	181	1143	20
<i>Violation</i>	123.05	115.5	42.24	57	227	20

Figura 6: Mapas crimenes en códigos postales SRD

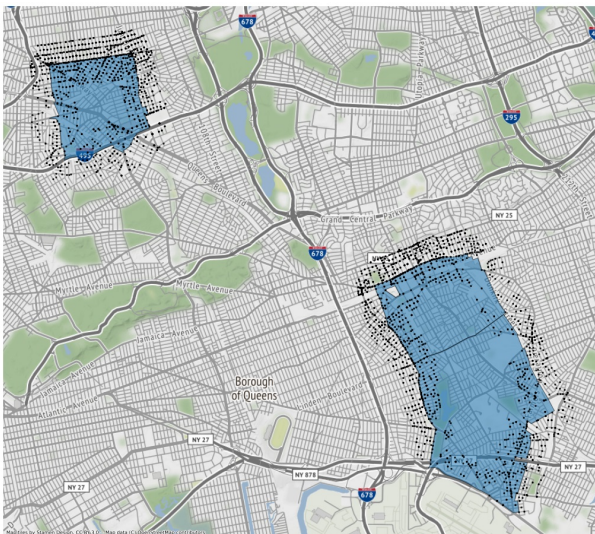
(a) Crimen total



(b) Misdemeanor



(c) Felony



(d) Violation

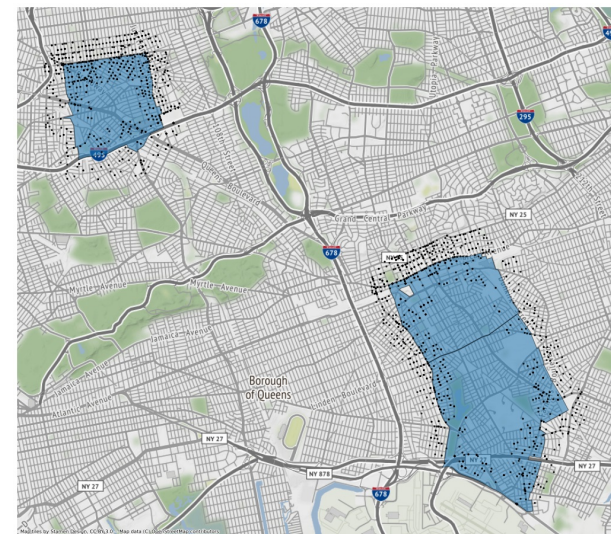
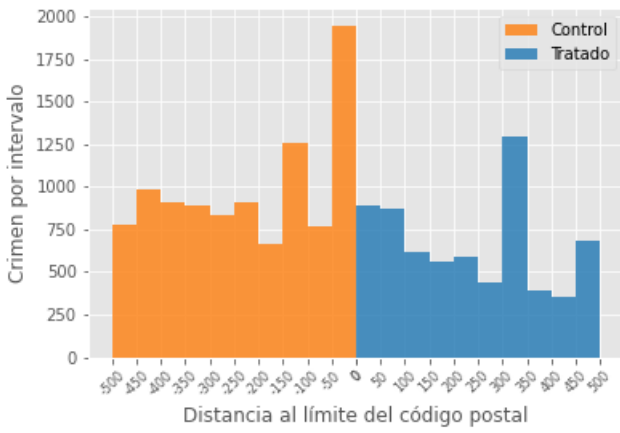
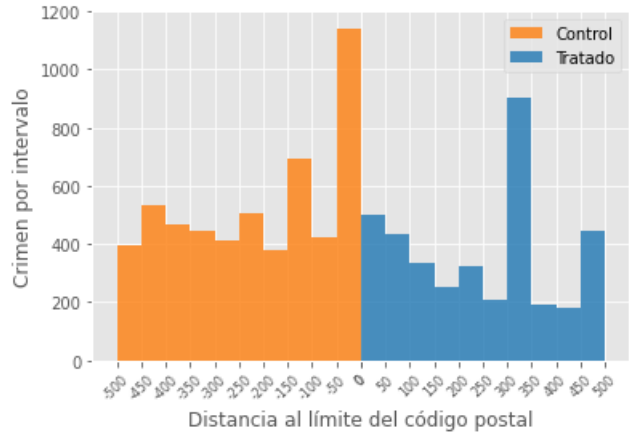


Figura 7: Cantidad de crimen por intervalo SRD

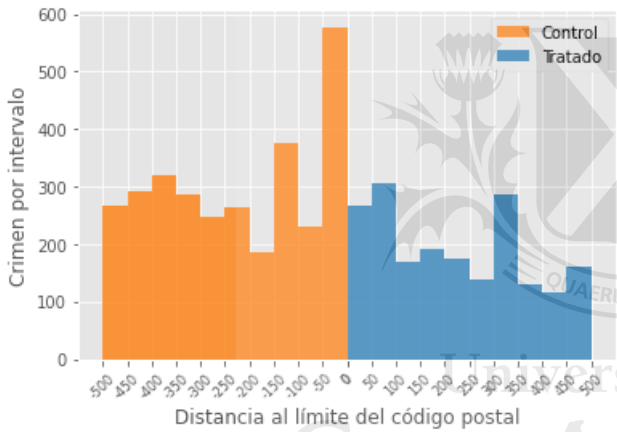
(a) Crimen total



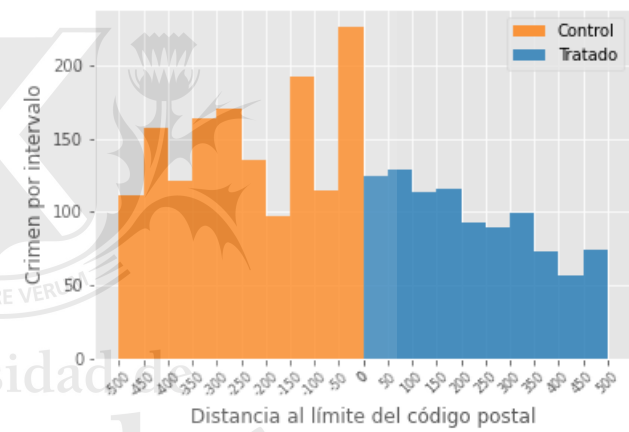
(b) Misdemeanor



(c) Felony



(d) Violation



San Andrés

Cuadro 9: Resultados de las variantes del *Spatial Regression Discontinuity*

	<i>Variable dependiente:</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Crimen	Misdemeanor	Felony	Violation
Tratado - Intervalos de 100m	-1072.68 (358.79)***	-728.8 (230.47)***	-251.98 (118.72)**	-90.09 (17.05)***
Tratado - Frontera 250m	-846.85 (460.25)*	-547.87 (280.35)*	-239.58 (137.69)*	-83.6 (44.12)*
Observaciones	20	20	20	20
Nivel control - Intervalos de 100m	9,934	5,393	3,049	1,492
Nivel control - Frontera 250m	5,545	3,140	1,636	769

Notas:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

La variable se toma a nivel año (2019). El nivel de control utilizado como referencia surge de la sumatoria de crímenes para cada categoría de los intervalos definidos como controles sobre el total de intervalos. Los errores mostrados entre paréntesis son computados mediante la metodología de Wild bootstrap (1000 simulaciones) dado que tienen una mejor performance frente a otros métodos de bootstrap (MacKinnon, 2006).

San Andrés