



Universidad de Concepción
Dirección de Postgrado
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Programa Magister en Economía Aplicada

Efecto de la Inmigración Sobre la Delincuencia en Chile: Un Análisis de Econometría Espacial

MAURICIO ANDRE LEIVA DEL CAMPO
CONCEPCIÓN - CHILE
2018

Tesis para optar al grado de Magister en Economía Aplicada

Profesor Guía: Felipe Vásquez Lavín, PhD.
Departamento de Economía,
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad de Concepción

© Mauricio Andre Leiva del Campo

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



A mi familia.



Tabla de Contenido

<i>Índice de Tablas</i>	v
<i>Índice de Figuras</i>	vi
<i>Índice de Gráficos</i>	vi
<i>Resumen</i>	vii
<i>Abstract</i>	viii
1. Introducción	1
2. Revisión Bibliográfica	4
3. Delincuencia e Inmigración en Chile	8
4. Marco Teórico	14
5. Marco Empírico	16
6. Datos	19
7. Estimaciones y Resultados	25
8. Robustness Check	33
9. Conclusiones	36
10. Referencias	37
11. Anexo	42

Índice de Tablas

Tabla 1:	Número de extranjeros por región.....	11
Tabla 2:	Descripción de variables.	20
Tabla 3:	Estadística descriptiva Delitos en Chile (2005 a 2016). Variables dependientes.	22
Tabla 4:	Estadística Descriptiva: Extranjeros, Salario promedio trabajadores por comuna y Porcentajes de Hombres por Comuna.	23
Tabla 5:	Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$	29
Tabla 6:	Efectos espaciales del modelo SDM dinámico dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$	30
Tabla 7:	Macrozonas para Total de Delitos de MCS. Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$	34
Tabla A. 1:	Índice de Moran para el Total de Delitos de Mayor Connotación Social (DMCS).....	42
Tabla A. 2:	Spatial Autoregressive Model (SAR) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: Queen Contiguity.	43
Tabla A. 3:	Spatial Error Model (SEM) panel de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: Queen Contiguity.	46
Tabla A. 4:	Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbance (SAC) panel de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: Queen Contiguity.....	47
Tabla A. 5:	Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: 5-nearest neighbors.	49

Tabla A. 6: Spatial Autoregressive Model (SAR) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: 5-nearest neighbors.	52
Tabla A. 7: Spatial Error Model (SEM) panel de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: 5-nearest neighbors.	55
Tabla A. 8: Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbance (SAC) panel de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: 5-nearest neighbors.	56



Índice de Figuras

Figura 1: Distribución de Delincuencia e Inmigración por Comuna.....	13
--	----

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Delitos de Mayor Connotación Social	9
--	---

Resumen

En esta investigación se estudió el efecto de la inmigración sobre la delincuencia en Chile a través de un modelo espacio-temporal para testear la hipótesis si la inmigración incrementa la tasa de delitos. Utilizando datos desde la Subsecretaría de Prevención del delito para las variables de crimen, Encuesta de Caracterización Socioeconómica (CASEN) para la inmigración y controlando por otras variables, se construyó un panel de datos entre los años 2005 a 2016. Para las estimaciones econométricas, se utilizó un modelo espacio-temporal (SDM dinámico), para el total de delitos de mayor connotación social, así como para delitos contra la propiedad y delitos contra las personas (delitos violentos). El análisis fue realizado a nivel comunal para todo el país, sin embargo, como análisis de robustez, se dividió el país en macrozonas (Norte, Centro, Sur y la Región Metropolitana), siendo los efectos consistentes con los hallazgos para todo el país. Los resultados estimados, indican que no existiría evidencia estadística para relacionar un aumento en la cantidad de inmigrantes en Chile asociado a un aumento en la tasa de delincuencia, para ningún tipo de delito. Incluso cuando fue hallada significancia estadística para algún tipo de delitos, esta tendría un impacto negativo.

Abstract

In this thesis, the effect of immigration on crime in Chile was studied through a temporal space model to verify the hypothesis that immigration increases the crime rate. Using data from the *Subsecretaría de Prevención del Delito* for crime variables, Socioeconomic Characterization Survey (CASEN) for immigration and controlling by other variables, a panel data was built between the years 2005 and 2016. For the econometric estimations, of the total of crimes of greater social connotation, as well as for property crimes and crimes against people (violent crimes), a spatio-temporal model (dynamic SDM) was used. The analysis was carried out at a commune-level for the whole country, however, as robustness check, the country was divided into macro zones (North, Center, South and the Metropolitan Region). The effects were consistent with the findings for the entire country. The estimated results indicate that there is not statistic evidence to link an increase in the number of the number of immigrants in Chile, which a rise of the crime rate, for any type of crime. Even when statistical significance was found for some type of crime, this would have a negative impact

1. Introducción

En esta tesis se evalúa, utilizando un modelo econométrico espacio-temporal, la hipótesis de que la inmigración aumenta la tasa de delincuencia en Chile. El aumento de la población inmigrante en Chile ha sido considerable en los últimos años. De acuerdo al último CENSO realizado en Chile, año 2017, se contabilizaron un total de 784,685 inmigrantes (nacidos en el extranjero), 4.5% del total de la población; mientras que en el CENSO anterior (2002), la cifra era de 197,929 (Instituto Nacional de Estadísticas, 2018). Este aumento en los últimos años ha llevado a que recientemente, el presidente de la República enviara un proyecto al parlamento para modificar la ley de inmigración (abril 2018).

Por otro lado, en las tres encuestas de opinión pública CEP del año 2017 (Centro de Estudios Públicos, 2017), ante la pregunta: “¿*Cuáles son los tres problemas a los que debería dedicar el mayor esfuerzo en solucionar el Gobierno?*”, cerca del 50% de la ciudadanía responde que la delincuencia es la primera preocupación. Además, existe cierto segmento de la opinión pública que rechaza o se opone a la llegada de inmigrantes a Chile, lo cual también ocurre en otros países, principalmente de Europa (Bianchi, Buonanno, & Pinotti, 2012; Bell, Fasani, & Machin, 2013; Piopiunik & Ruhose, 2017). Con respecto a la pregunta si los inmigrantes aumentan la delincuencia, realizada en diferentes países (Simon & Sikich, 2007), los porcentajes de población que cree que sí aumentan, son los siguientes al año 2003: Japón 72%, Alemania del Este 67%, Alemania

del Oeste 62%, Francia 44%, Gran Bretaña 40%, Australia 35%, Canadá y Estados Unidos 27%.

Para el caso de Chile, en encuesta del Centro de Estudios Públicos (2017b), el 41% de los encuestados cree que los inmigrantes aumentan los índices de criminalidad. Si bien la literatura del crimen ha sido estudiada ampliamente, estudios que relacionen la inmigración y delincuencia son más escasos a nivel mundial y prácticamente nulos para Chile. Esta es una de las principales motivaciones para realizar este trabajo y poder contribuir en el área, además de la utilización de métodos espaciales de datos de panel, que prácticamente no han sido abordados en esta área.

Siguiendo con la teoría económica del crimen, (Becker, 1968; Ehrlich, 1973), se podría pensar que la inmigración tendría algún efecto sobre la delincuencia por las siguientes razones: primero, debido a que al aumentar el flujo migratorio, la oferta de trabajo tendería a aumentar por lo que podría existir una mayor probabilidad de que aumente la delincuencia, dado un aumento en personas desocupadas. Segundo, dependiendo de la naturaleza de los inmigrantes, de sus condiciones laborales y habilidades previas, un aumento de inmigrantes poco calificados podría aumentar la tasa de delincuencia, ya que nacionales y extranjeros enfrentarían diferentes escenarios al momento de buscar empleo. Sin embargo, por otro lado, los inmigrantes podrían tener menores incentivos a cometer delitos, debido a que probablemente enfrenten situaciones diferentes a los nacionales, como sería la deportación o la imposibilidad de cumplir condena domiciliaria (si no poseen residencia definitiva) (Spenkuch, 2013).

Considerando que no existe una dirección clara sobre los efectos que podría causar un aumento en la población inmigrante sobre la tasa de delincuencia, el objetivo de esta tesis es estudiar el efecto de la inmigración sobre la tasa de delincuencia en Chile. Para esto se utilizará un modelo econométrico espacio-temporal y se analizarán si existen efectos de la inmigración sobre la tasa de delitos y en qué dirección. Los datos provienen de diferentes fuentes de información con los que se construyó un panel entre los años 2005 y 2016. No obstante, cuando se captura la información de población extranjera desde la Encuesta de Caracterización Socioeconómica (CASEN), el panel de datos no contiene los 12 años completos entre estos periodos, sino que 5 (2006, 2009, 20011, 2013 y 2015), además del año 2005, que se utiliza como primer rezago temporal para la tasa de delitos.

La estructura de esta tesis es la siguiente: En el capítulo II se presenta una revisión bibliográfica; luego en el capítulo III, hechos estilizados sobre la situación de la delincuencia e inmigración en Chile. En el capítulo VI, se analiza brevemente el marco teórico, para presentar el modelo empírico en la sección V. En el capítulo VI se indican los datos y una estadística descriptiva para luego en la sección VII presentar las estimaciones y resultados, y luego en la sección VIII, Robustness Check; finalizando con las conclusiones y recomendaciones en el capítulo IX.

2. Revisión Bibliográfica

La teoría económica del crimen ha sido tema de interés por los economistas desde hace varias décadas (Becker, 1968; Ehrlich, 1973), siendo estos trabajos pioneros en el área los que cimentaron posteriores estudios. Becker (1968) diseñó un marco teórico, el cual ha sido utilizado frecuentemente en la literatura; mientras que el estudio realizado por Ehrlich (1973) corresponde a uno de los primeros trabajos empíricos del área, donde analizó, utilizando datos entre 1940 a 1960 para Estados Unidos, la relación y causalidad de diferentes variables socioeconómicas y variables de disuasión sobre el impacto que tienen en la delincuencia. Estos artículos hacen referencia principalmente a que existen variables de disuasión (probabilidad de captura y severidad del castigo o condena) que, al aumentar, disminuiría la tasa de crimen¹.

En la literatura del crimen se encuentran numerosos estudios en diferentes áreas, sin embargo, el principal interés de esta investigación es el efecto de la inmigración sobre la delincuencia, los cuales son más escasos. Entre estos estudios, es importante hacer la distinción entre aquellos que encuentran efectos ante un aumento de la población inmigrante sobre la delincuencia y los que no (o son muy débiles).

Estudios donde no se encuentran claros efectos o correlación positiva entre inmigración y crimen, Butcher & Piehl (2007) utilizaron los CENSOS del 1980, 1990 y 2000 para U.S.A. sin encontrar relación positiva de la inmigración sobre la tasa de delitos.

¹ En este trabajo se considera crimen, delincuencia y delitos como sinónimos. Serán utilizados indistintamente.

En Europa, también destacan estudios para Italia (Bianchi et al., 2012) quienes no encuentran un claro efecto sobre el total de delitos, sin embargo sí encuentran algunos en robos. Para Reino Unido se analizaron también oleadas de inmigración, con la separación entre inmigrantes refugiados y lo que se mueven entre países principalmente por condiciones económicas (Bell et al., 2013), los autores encuentran solo efectos en delitos contra la propiedad y en la primera oleada de inmigración (solicitantes de asilo o inmigrantes refugiados). Otros estudios han sido realizados principalmente para Estados Unidos, donde destacan Chalfin (2013), quien no encuentra efectos de los inmigrantes Mexicanos en los delitos de U.S.A., mientras que Spenkuch (2013) encuentra que existen efectos al analizar los aumentos de la población inmigrante sobre las tasas de delincuencia, y si las hay, principalmente son en delitos de motivación *económica*, ya que no se encuentran efectos en delitos del tipo *pasional*, tales como homicidios, lesiones o violaciones. Distintos estudios plantean que aumentar las condiciones laborales para los inmigrantes, así como legalizar a aquellos que se encuentran ilegales reducirían la tasa de delitos en U.S.A. (Baker, 2015), aunque Light & Miller (2018) analizan para este mismo país la inmigración ilegal en los 50 Estados más Washington D.C. entre los años 1990 y 2014, a través de un panel de efectos fijos y concluyen que un aumento de inmigrantes no incrementaría los delitos violentos. Ousey & Kubrin (2018) mediante un meta-análisis entre los años 1994-2014, encuentran una relación negativa entre inmigración y delincuencia, sin embargo, muy débil.

Por otro lado, existen en la literatura algunos estudios que sí han encontrado efectos positivos entre inmigración y delincuencia; Kakamu et al. (2008) utilizan modelos

espaciales para Japón y encuentran que un aumento en la población inmigrante estaría correlacionada positivamente con varios tipos de delitos. Cracolici & Uberti (2009) realizaron estudios para Italia y encuentran efectos principalmente a delitos económicos, mientras que Piopiunik & Ruhose (2017) encuentran efectos positivos para Alemania, debido a que analizan a inmigrantes con descendencia Alemana, quienes poseen peores niveles de educación, condiciones laborales más desfavorables con respecto a Alemanes y bajo conocimiento del idioma Alemán.

En Chile no se han encontrado estudios que relacionen de forma directa la inmigración con la delincuencia, sin embargo, sí existen trabajos en área de la *economía del crimen*. Los primeros fueron desarrollados recién a partir del año 2003 (Nuñez et al., 2003; Rivera et al., 2004) quienes estudiaron las determinantes socioeconómicas y sociodemográficas del crimen en Chile, encontrando como principal resultado que las variables de desempleo y eficiencia policial explicarían principalmente la motivación de delitos económicos como sugiere la teoría económica del crimen. Gutiérrez et al. (2009), quienes consideran la posibilidad de que los delincuentes se trasladen de una localidad a otra, por lo que este sería un importante factor para considerar al momento de analizar las características socioeconómicas de los diferentes individuos y comunas. Por otro lado, Berthelon & Kruger (2011) analizaron si el acceso a la reforma escolar completa Chilena tiene efectos sobre la probabilidad de que adolescentes se involucren en situaciones de riesgo, entre ellas la delincuencia juvenil. Dentro de los resultados, los autores encontraron que el aumento en el acceso a escuelas de jornada escolar completa reduciría la delincuencia juvenil. Finalmente, Vásquez et al. (2011) estudiaron, a través de un modelo de precios

hedónicos, como la delincuencia (desamenidades) afectaba negativamente al precio de los arriendos en diferentes zonas de Chile.

A pesar de la cantidad de investigaciones realizadas para Chile, de acuerdo con esta revisión, no existe ninguna que estudie el impacto que podría tener la inmigración sobre la delincuencia.



3. Delincuencia e Inmigración en Chile

En Chile, los *Delitos de Mayor Connotación Social* (DMCS); definición otorgada por la Subsecretaría de Prevención del Delito², Gobierno de Chile; son agrupados en *delitos contra la propiedad y delitos contra las personas*:

Delitos contra la propiedad: Robo con fuerza (robo de vehículos motorizados, robo de accesorio de vehículos, robo en lugar habitado, robo en lugar no habitado, otros robos con fuerza) y hurtos.

Delitos contra las personas (delitos violentos): Robo con violencia o intimidación, robo por sorpresa, lesiones (leves y graves), homicidios y violaciones.

El Gráfico 1 muestra la evolución de la tasa del total de delitos de mayor connotación social, así como de los delitos contra la propiedad y los delitos contra las personas (delitos violentos) desde los años 2005 al 2016. Las tasas de delitos son cada 100,000 habitantes, es decir, la razón entre los delitos reportados y la población en el periodo t , multiplicados por 100,000.

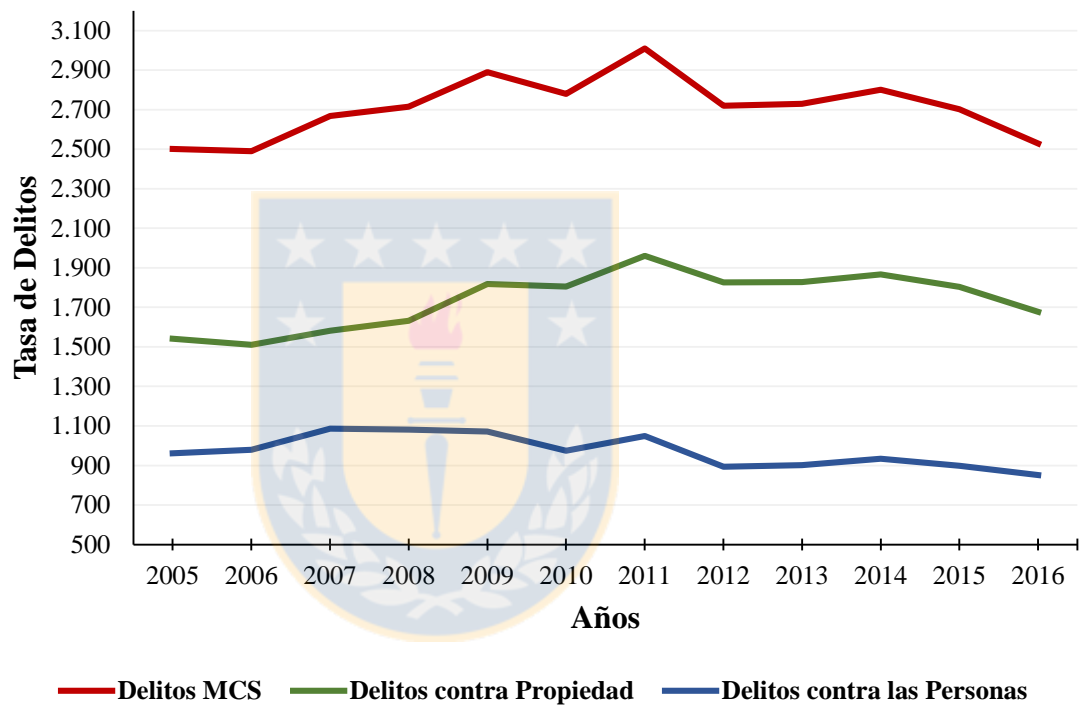
Es posible observar que desde el año 2005 al 2011, la tasa del total de delitos de MCS presentó una tendencia al alza (a excepción entre los años 2009 y 2010), llegando a su máximo valor el año 2011, con una tasa de delitos levemente mayor a 3,000 por cada 100,000 habitantes. Luego del año 2011, la tendencia fue a la baja hasta el año 2016,

² <http://www.seguridadpublica.gov.cl/>

donde se observa una tasa similar a la del periodo 2005, la cual es levemente superior a 2,500 delitos por cada 100,000 habitantes, a nivel país.

Gráfico 1: Delitos de Mayor Connotación Social

Serie de datos 2005-2016 a nivel País (Chile)



Fuente: Elaboración propia, con información de Subsecretaría de Prevención del Delito.

Además, es posible observar del Gráfico 1, la evolución por grupo de delitos. Con respecto a la tasa de *delitos contra la propiedad*, estos presentan una evolución muy similar a la tasa del total de delitos de mayor connotación social, sin embargo, la tasa de *delitos contra las personas* muestra una leve tendencia a la baja entre los años 2005 a 2016.

Es importante resaltar que la tasa de delitos podría estar sub-reportada debido a que la información proporcionada por las policías y la Subsecretaría de Prevención del Delito obtiene las denuncias realizadas por la ciudadanía, por lo que la *verdadera* tasa de delitos podría ser mayor a la observada. Este problema es ampliamente conocido en la literatura de economía del crimen, en que se utiliza como la tasa de denuncias como proxy de la tasa de delitos.

Con respecto a los extranjeros residentes en Chile, la Tabla 1 muestra la evolución del número de inmigrantes desde el año 2006 al año 2015 a nivel regional y país. Con respecto a las regiones, es claramente visible que la Región Metropolitana (RM) concentra un gran porcentaje de extranjeros del total país, donde un 69,11% de todos los inmigrantes residentes en Chile, se encontraban en la RM el año 2015.

Si bien, en algunas regiones ha disminuido la cantidad de personas inmigrantes, en el total nacional siempre se ha mantenido al alza. El aumento en términos porcentuales entre el año 2015 y 2006 de extranjeros residentes en Chile, fue mayor al 200%. Una posible explicación al considerable aumento de extranjeros en Chile, puede ser la entrada de este país a la OCDE, siendo el primero de América del Sur en formar parte de esta organización, lo cual podría ser una señal de crecimiento económico y estabilidad, política, de modo que esto podría ser un gran atractivo para que las personas extranjeras decidan asentarse en Chile. Dada la disponibilidad de datos, no es posible observar todos los periodos entre los años 2005 y 2016, como si fue posible con las tasas de delincuencia, ya que la encuesta CASEN es realizada cada 2 o 3 años.

Tabla 1: Número de extranjeros por región.

Región	Año				
	2006	2009	2011	2013	2015
Arica y Parinacota	4,134	6,594	6,810	8,018	7,982
Tarapacá	6,533	9,898	16,760	18,069	30,520
Antofagasta	5,412	8,257	9,953	26,624	30,528
Atacama	1,705	1,871	1,196	2,997	4,675
Coquimbo	2,555	2,907	2,832	7,076	10,897
Valparaíso	9,848	14,128	16,476	25,510	25,457
O'higgins	1,803	2,025	3,599	4,743	4,509
Maule	3,881	3,442	2,884	2,743	3,188
Biobío	4,694	3,401	7,028	6,760	5,547
Araucanía	6,261	8,108	6,273	6,076	7,824
Los Lagos	1,100	1,094	1,760	1,346	3,257
Los Ríos	4,279	3,791	4,422	5,696	4,951
Aysén	644	679	1,410	1,505	1,853
Magallanes	3,422	966	1,954	1,808	2,570
Metropolitana	98,372	141,561	154,543	235,610	321,561
Total Anual	154,643	208,722	237,900	354,581	465,319

Fuente: Elaboración propia, en base a encuesta CASEN.

Finalmente, y considerando que el objetivo es analizar el efecto de la inmigración sobre la delincuencia, la Figura 1 muestra la distribución geográfica de los delitos en Chile y la cantidad de inmigrantes por comunas. Se calculó el promedio para ambas variables. Para el total de delitos de mayor connotación social por comuna (gráfico izquierdo), el promedio fue calculado con 12 años de observaciones que corresponden a los años 2005 a 2016; mientras que para calcular el promedio de inmigrantes por comuna (gráfico derecho), se utilizaron los datos disponibles en los cuales se tiene información a través de la encuesta CASEN (2006, 2009, 2011, 2013, 2015). El mapa a la izquierda de la Figura 1, se observa la distribución del promedio del total de delitos de mayor

connotación social (2005 a 2016) por comunas, a través de quintiles; mientras que en el mapa que se encuentra a la derecha de la Figura 1, la distribución de extranjeros en las comunas de Chile. Es posible apreciar, a priori, que no existiría una correlación espacial entre la delincuencia e inmigración, esto quiere decir, que la distribución de delitos y cantidad de extranjeros en Chile no tendrían un patrón claro en cuanto a distribución geográfica, por comunas.



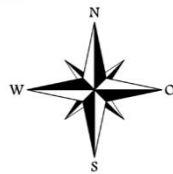
Figura 1: Distribución de Delincuencia e Inmigración por Comuna

Promedio Total de Delitos de MCS

Promedio Inmigrantes

Quantile:

- 272.2 - 1202.0
- 1202.0 - 1562.2
- 1562.2 - 1958.6
- 1958.6 - 2659.3
- 2659.3 - 14961.8



Quantile:

- 0.0 - 13.8
- 13.8 - 45.9
- 45.9 - 108.9
- 108.9 - 522.5
- 522.5 - 49905.2



Fuente: Elaboración propia.

4. Marco Teórico

Para contextualizar la teoría económica del crimen, se seguirá el enfoque diseñado por Becker (1968), el cual señala que los individuos cometerían delitos si la utilidad que esperan recibir por la participación en actividades ilegales es mayor a la esperada por participar en actividades legales (por ejemplo, trabajo remunerado). Es decir, un análisis de maximización de utilidad.

Además, el número de delitos cometidos por un individuo estaría determinado por una función que contiene diferentes variables:

$$D_i = D_i(p_i, c_i, u_i) \quad (1)$$

Donde D_i representa el número de delitos cometidos por cada individuo en un periodo determinado, p_i corresponde a la probabilidad de captura o condena, c_i refleja el castigo por delito cometido y finalmente u_i representaría otras variables que podrían incidir en que un individuo cometa un delito. La primera derivada parcial de los delitos (D_i) con respecto a la probabilidad de captura o condena y con respecto a el castigo, sería negativa; esto indicaría que ante un aumento en la probabilidad de captura o condena y un aumento en el castigo, la delincuencia debiese disminuir. Estas variables son conocidas como *variables de disuasión*.

Debido a que no todos los individuos poseen las mismas características, estos indicadores podrían diferir entre ellos por diferentes motivos, como por ejemplo el nivel educacional, antecedentes familiares, antecedentes laborales, historial previo de delitos,

edad, religión, etc., por lo que, simplificando, son considerados los valores promedios de estas variables, expresadas en la ecuación (2).

$$D = D(p, c, u) \quad (2)$$

Con respecto a esto último, Becker (1968), basándose en trabajos empíricos anteriores (Ehrlich, 1967; Smigel, 1965), señala que esta función, con los valores promedios, mantendría las mismas propiedades que la ecuación (1), la cual refleja funciones individuales.

La inmigración estaría capturada en u , ya que de esta forma se capturan todas las variables que podrían incidir en un aumento (o disminución) de los delitos. Spenkuch (2014) sostiene que la delincuencia podría afectar de forma positiva a la delincuencia (en el caso de un aumento en la población, inmigrantes con menores calificaciones, habilidades o antecedentes laborales), pero a su vez, los extranjeros podrían tener menores incentivos a cometer delitos, ya que enfrentarían al sistema judicial de diferente forma (deportaciones, no posibilidad de cumplir condenas domiciliarias si no tienen residencia definitiva, entre otras causas), y por ende, tener efecto negativos sobre la tasa de delitos. Esto sugiere que se deba evaluar de forma empírica para determinar los efectos que podría causar un aumento de la población inmigrante en el crimen, para este caso, en Chile.

5. Marco Empírico

Al intentar responder la pregunta de esta investigación, se podría estar ante la presencia de autocorrelación espacial³, debido a que las unidades de observación corresponden a comunas. Este concepto se refiere a a que el comportamiento ocurrido en una unidad geográfica podría tener impacto en otras *vecinas* (Elhorst, 2014), en el caso de esta tesis de investigación, si la delincuencia ocurrida en cierta comuna (aumento o disminución) afecta a la misma delincuencia pero en otra comuna *cercana*. Una posible solución a este problema y para capturar estos efectos de interacciones espaciales, es la utilización de modelos econométricos espaciales⁴ (Anselin, 1988). Formalmente, en su versión más completa, se tiene:

$$\begin{aligned} Y_t &= \rho WY_t + \alpha l_N + \tau Y_{t-1} + X_t \beta + WX_t \theta + u_t \\ u_t &= \lambda W u_t + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (3)$$

Donde, Y denota un vector $N \times 1$ de observaciones de la variable dependiente para cada unidad en la muestra ($i = 1, \dots, N$); l_N es un vector $N \times 1$ de valores unos, asociados con la constante del parámetro α que será estimado; X denota una matriz $N \times K$ de variables explicativas exógenas; β es un vector $N \times 1$ asociado a las variables explicativas con parámetros desconocidos a ser estimados; y $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_N)^T$ es un vector de términos del

³ Se realizó el Test de Moran para el total de delitos de mayor connotación social para todos los años de la muestra (2005 a 2016). Los resultados indicarían la presencia de autocorrelación espacial (ver Anexo, Tabla A. 1)

⁴ Se utilizará una estructura de datos de panel con efectos fijos en todas las estimaciones.

error, donde ε_i es asumido⁵ independiente e idénticamente distribuido para todas las observaciones i , con media cero y varianza σ^2 .

Los efectos de interacciones espaciales corresponden a WY , que denota el efecto de interacción endógeno entre la variable dependiente; WX el efecto de interacción exógeno entre las variables independientes y Wu el efecto de interacción entre el término del error de las diferentes unidades. Finalmente, ρ , θ y λ representan los coeficientes que capturan los efectos espaciales y τ representa el coeficiente que captura los efectos temporales de la variable dependiente en el periodo anterior (Y_{t-1}).

Los distintos modelos espaciales que pueden ser obtenidos y que se estimarán a partir de la ecuación (3), son los siguientes⁶:

- Spatial Autoregressive Model (SAR): si $\lambda = 0$ y $\theta = 0$,
- Spatial Error Model (SEM): si $\rho = 0$ y $\theta = 0$,
- Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbance (SAC): si $\theta = 0$,
- Spatial Durbin Model (SDM): si $\lambda = 0$.
- Modelo estático: si $\tau = 0$; Modelo dinámico: si $\tau \neq 0$.

Para la construcción de la matriz W de ponderaciones espaciales, la literatura sugiere diferentes criterios (Anselin et al., 2004; Arbia, 2006; Elhorst, 2014; LeSage & Pace, 2009), principalmente (i) criterio de contigüidad, (ii) criterio de k-vecinos más cercanos y (iii) ponderaciones basadas en distancia. Dado que las unidades espaciales utilizadas en

⁵ Para más detalle, ver Elhorst (2014).

⁶ Para más detalle, ver Elhorst (2014), Fig. 2.1.

esta investigación son polígonos (comunas) se utilizará el criterio de contigüidad y de k-vecinos más cercanos para la construcción de la matriz W y posteriores estimaciones. Para el criterio de contigüidad, será utilizado el criterio de Queen (*Queen Contiguity Spatial Weight*) de primer orden, el cual considera como vecinos a todas las unidades geográficas con las cuales la unidad de referencia colinda, es decir, comparte bordes y vértices.

La estimación de estos modelos puede ser realizada por el método de máxima verosimilitud (ML) (Elhorst, 2003). Todos los cálculos y estimaciones realizadas serán mediante una especificación panel de efectos fijos.



6. Datos

La información utilizada proviene de distintas fuentes, con la cual se construye un panel de datos entre los años 2005 a 2016. El nivel de observaciones corresponde a las comunas de Chile, considerando 342 con una frecuencia (T) anual.

Los datos utilizados se encuentran resumidos en la Tabla 2. Con respecto a las variables que capturan la delincuencia (variable dependiente), estas, provienen de la Subsecretaría de Prevención del Delito⁷ entre los años 2005 a 2016, donde siguiendo a gran parte de la literatura de Economía del Crimen, se utilizará la tasa de denuncias por cada 100,000 habitantes como proxy para medir la cantidad de delitos ocurridos en un determinado período y en una determinada localidad. Se estimará un modelo por cada tipo (robo con fuerza, hurtos, robo con violencia o intimidación, robo por sorpresa, lesiones, homicidios y violaciones) y, además el total de delitos de mayor connotación social (que correspondería a la suma de todos los delitos mencionados anteriormente). La información de delincuencia reportada por la Subsecretaría de Prevención del Delito, es obtenida a través de las denuncias oficiales recibidas por las policías desde la ciudadanía.

Como variables explicativas se utilizarán la cantidad de inmigrantes en Chile (extranjeros), variable obtenida desde la Encuesta de Caracterización Socioeconómica (CASEN)⁸, Ministerio de Desarrollo Social, Gobierno de Chile, entre los años 2006 a 2015; la eficiencia policial (que captura la razón entre las personas detenidas y número

⁷ <http://www.seguridadpublica.gov.cl/>

⁸ <http://www.ministeriodesarrollosocial.gob.cl/>

de delitos, para cada tipo de estos); el salario promedio de cada comuna y la proporción de hombres por cada comuna.

Tabla 2: Descripción de variables.

Variable	Unidad de medida	Fuente	Periodo
Delitos MCS	Tasa por cada 100,000 habitantes	Subsecretaría de Prevención del Delito	2005 a 2016
Extranjeros	Unidad	CASEN	2006, 2009, 2011, 2013 y 2015
Eficiencia Policial	Razón Detenidos sobre Denuncias reportadas	Subsecretaría de Prevención del Delito	2005 a 2016
Salario Promedio	Pesos Chilenos, CLP \$	CASEN	2006, 2009, 2011, 2013 y 2015
Hombres Comuna	Proporción	SINIM	2006, 2009, 2011, 2013 y 2015

Fuente: Elaboración propia.

Con respecto a la incorporación de las variables explicativas, el objetivo es testear si existe algún efecto de la inmigración (*Extranjeros*) sobre la tasa de delitos, por lo que se utiliza la cantidad de extranjeros en cada comuna i , en determinado año t ; esta variable fue obtenida desde las diferentes encuestas CASEN.

Además se añade como variables de control la eficiencia policial, que corresponde a la razón entre la cantidad de personas detenidas por las policias y la cantidad de denuncias recibidas (para cada delito); con esta variable es sugerida por la teoría económica del crimen (Becker, 1968; Ehrlich, 1973), la cual plantea que la probabilidad de captura sería un disuasivo para cometer crímenes, por lo que reduciría la tasa de delitos.

La variable ingreso (*ytrabaj*), fue obtenida desde la encuesta CASEN en la cual se promedió el salario de las personas que se encuentran trabajando en cada comuna. El

objetivo de incorporar esta variable socioeconómica es determinar si un aumento en la *riqueza* a nivel comunal atraería o no a los delincuentes, lo que serían más (o menos) propensos a cometer ciertos tipos de delitos, principalmente los de índole económicos. Es esperable que un aumento en el salario promedio aumentara la tasa de estos delitos, es decir, robos (robo con violencia o intimidación, robo por sorpresa y robo con fuerza) y hurtos.

Finalmente la variable *Hombres Comuna* representa la proporción de hombres con respecto del total de la población en cada comuna, esto ya que de acuerdo al reporte de Gendarmería (quienes regulan a las personas encarceladas en Chile), a abril del 2018 el 88.88% de las personas atendidas en el sistema, son hombres (Gendarmería de Chile, s. f.), además de acuerdo al Informe anual de Carabineros de Chile (2016); el 82.4% de los detenidos en ese año, corresponden a hombres. Con esto, se podría pensar que las comunas con mayor proporción de hombres tiendan a tener mayores tasas de delitos.

La Tabla 3 muestra la estadística descriptiva para el total de delitos de mayor connotación social y los diferentes tipos de delitos desagregados⁹. Estas variables están representadas como la tasa de delitos cada 100,000 habitantes. La construcción es proporcionada por la Subsecretaría de Prevención del Delito, quienes la calculan con la razón del total de denuncias (para cada delito) por comuna sobre la población por comuna, multiplicado por 100,000. La tabla muestra el promedio, las desviaciones estándar y los valores mínimos y máximos para todo el país.

⁹ Estas variables se encuentran representadas como la tasa delitos por cada 100,000 habitantes.

Tabla 3: Estadística descriptiva Delitos en Chile (2005 a 2016). Variables dependientes.

Tasa cada 100,000 hab.	Media	Desv. Estándar	Min.	Max.	Observaciones		
Delitos MCS	2040.562	1382.744	0	19223.22	N = 4104	n = 342	T = 12
Robo con violencia O Intimidación	146.3053	226.0743	0	2790.063	N = 4104	n = 342	T = 12
Robo por Sorpresa	65.40424	143.2227	0	2392.441	N = 4104	n = 342	T = 12
Robo con Fuerza	830.471	719.0033	0	7287.329	N = 4104	n = 342	T = 12
Hurtos	520.9387	371.5497	0	5455.036	N = 4104	n = 342	T = 12
Lesiones	461.0829	216.4335	0	1804.368	N = 4104	n = 342	T = 12
Homicidios	1.341648	6.113617	0	323.1018	N = 4104	n = 342	T = 12
Violaciones	15.01821	15.12099	0	298.0626	N = 4104	n = 342	T = 12

Fuente: Elaboración propia.

Nota: n, corresponde a las 342 comuna de Chile; T, a los 12 años de la muestra (2005 – 2016) y N, es el total de observaciones en el panel, donde: $N = n \cdot T$

La Tabla 4 muestra la estadística descriptiva para las variables de extranjeros, salarios promedio por comuna (*ytrabaj*) y la proporción de hombres por comunas (*Hombres Comuna*). Es posible observar que, en los años de la muestra, el promedio de extranjeros por comuna corresponde a 830 aproximadamente, el ingreso promedio comunal de los trabajadores corresponde a \$359,568.2 (pesos chilenos) y el porcentaje de hombres promedio a nivel comunal es del 51.68%.

Tabla 4: Estadística Descriptiva: Extranjeros, Salario promedio trabajadores por comuna y Porcentajes de Hombres por Comuna.

Variable	Media	Desv. Estándar	Min.	Max.	Observaciones
Extranjeros	829.6556	3835.391	0	107149	N = 1710 n = 342 T = 5
ytrabaj	359568.2	166272.4	126040.9	2068662	N = 1710 n = 342 T = 5
Hombres Comuna	0.5167556	0.0549521	0.126	0.9827	N = 1710 n = 342 T = 5

Fuente: Elaboración propia.

Nota: n, corresponde a las 342 comuna de Chile; T, a los 5 años de la muestra (2006, 2009, 2011, 2013 y 2016.) y N, es el total de observaciones en el panel, donde: $N = n \cdot T$

Un problema que se debe enfrentar al trabajar con datos de delincuencia es que estos son obtenidos a través de las denuncias realizadas por la ciudadanía a las policías. Este problema es ampliamente conocido en la literatura de economía del crimen, razón por la cual se asume la tasa de denuncias como proxy de la tasa de delitos efectivos (real). No obstante, una especificación de datos de panel de efectos fijos por comuna y la utilización de logaritmo reduciría estos sesgos, ya que tendería a eliminar los efectos (sesgo) entre comunas a través del tiempo (Ehrlich, 1996; Levitt, 1996; Gould et al., 2002; Bianchi et al., 2012).

Con respecto a la información de extranjeros (inmigración) que se obtuvo provenientes de las diferentes encuestas CASEN, no se presentaría el problema de sub-reporte por la inmigración ilegal, debido a que la encuesta mencionada no pregunta sobre la situación legal de la persona u hogar encuestado, sino que solo captura las características socioeconómicas, por lo que no hace distinción alguna si los extranjeros

encuestados tienen su situación regularizada o no. A pesar de esto, sería interesante hacer un esfuerzo por estimar la inmigración ilegal en Chile, tal como lo hicieron Light & Miller (2018) para Estados Unidos, sin embargo, por ahora no se cuenta con dicha información, por lo que sería un desafío pendiente para futuras investigaciones.



7. Estimaciones y Resultados

El modelo a utilizar para las estimaciones principales será un SDM dinámico, ya que este modelo consideraría los efectos de interacciones de unidades geográficas cercanas, además, de acuerdo a lo planteado por LeSage & Pace (2009) una de las motivaciones para utilizar modelos espaciales y en este caso particular, un modelo SDM, es que en parte se puede corregir el problema de endogeneidad, ya que estos modelos solucionarían en parte el problema de variables o características espaciales no observadas, al contrario de un modelo OLS de panel, que proporcionaría estimadores insesgados. Para esto se construyó la matriz W de ponderaciones espaciales de acuerdo con el criterio de contigüidad de Queen (Queen Contiguity Matrix) de primer orden.

Para las estimaciones, todas las variables, a excepción de la variable *Hombres Comuna*, fueron transformadas a logaritmo natural por lo que la especificación sería la siguiente:

$$\begin{aligned} \ln(Tasa\ delitos + 1)_t = & \alpha l_N + \tau W \ln(Tasa\ delitos + 1)_{t-1} + \\ & \delta W \ln(Tasa\ delitos + 1)_t + W \ln(Extranjeros + 1)\theta_t + WX_t\theta + u_t \end{aligned} \quad (4)$$

Donde τ , δ y θ representan los parámetros a ser estimados, W representa la matriz de ponderaciones espaciales, mientras que X_t representa las variables de control incluidas en el modelo, las cuales son: $\ln(Ef. Policial + 1)_t$; $\ln(ytrabaj)_t$; *Hombres Comuna*. Además, es rezagada temporalmente la variable correspondiente a la tasa de delitos en

$t - 1$ y se incorpora como variable explicativa, con la finalidad de capturar un efecto dinámico.

Las variables que representan las tasas de delitos, eficiencia policial y extranjeros, al ser transformadas a logaritmo natural, se les sumo la cantidad de uno; esto para evitar el logaritmo natural de cero (indefinido) que podría darse en alguna comuna que existan cero delitos reportados o cero extranjeros en algún periodo determinado.

La Tabla 5 muestra las estimaciones para los 7 tipos de delitos, además del total de delitos de mayor connotación social, mediante el modelo espacial dinámico Durbin (SDM) de datos de panel con efectos fijos. Los valores reportados, corresponden a los parámetros estimados y entre paréntesis los errores estándar.

Las estimaciones muestran que con respecto a la variable que mide a los inmigrantes, el total de delitos de mayor connotación social y las lesiones serían estadísticamente significativas al 10% y 5% respectivamente. Sin embargo, con signo negativo, por lo que a priori no se podría establecer una relación positiva entre un aumento en la población inmigrante y la tasa de delitos. Para el resto de los delitos, los parámetros estimados en la variable inmigración no serían estadísticamente significativos.

Con respecto al rezago temporal, $Lag \ln(Tasa\ Delitos + 1)$, las estimaciones indicarían que solo sería estadísticamente significativo en algunos tipos de delitos: en el total de delitos de mayor connotación social, además de robos por sorpresa, lesiones, robos con fuerza y hurtos; el signo positivo indicaría que ante un aumento en la delincuencia en el periodo anterior ($t - 1$), esta aumentaría (en promedio) en el presente(t), para los delitos señalados y en la misma comuna. Con respecto a la eficiencia

policial, las magnitudes y signos no son los mismos para todos los tipos de delitos, así como las significancias. Para el total de delitos de mayor connotación social, se reporta en la variable eficiencia policial un parámetro con signo negativo, lo que quiere decir que, ante un aumento en la eficiencia policial, se reducirían en promedio el total de delitos de mayor connotación social por comuna. Lo que sería consistente con la teoría económica del crimen (Becker, 1968; Ehrlich, 1973). Sin embargo, al desagregar por tipo de delitos, solo las lesiones, robos con fuerza y hurtos serían consistentes con esta línea, ya que los robos con violencia o intimidación y los robos por sorpresa no serían estadísticamente significativos. Por el contrario, los delitos de homicidios y violaciones el signo es positivo, lo cual implicaría que, ante un aumento en la eficiencia policial, aumentarían en promedio estos delitos. Una razón podría ser que estos tipos de delitos, que podrían ser definidos como *pasionales*, no tendrían relación con una racionalidad por parte de los individuos, tal como se puede observar en la variable que captura los ingresos promedios a nivel de comuna, ya que estos dos delitos, además de las lesiones no son estadísticamente significativos (variable ingreso), con lo que al no ser delitos de tipo económico, los individuos no responderían a incentivos *monetarios*, como si ocurre con el resto de los delitos que podrían considerarse como *delitos económicos*. Finalmente, con respecto a la variable que captura la proporción de hombres por comuna, solo en los robos con violencia o intimidación y en los robos con fuerza se está ante una relación positiva, mientras que en los homicidios el efecto sería contrario.

Para analizar los efectos espaciales, se reportan en la Tabla 6 los efectos directos, indirectos y totales de corto y largo plazo. Los efectos indirectos representan el aumento

en la comuna i , los efectos indirectos nos indican si un aumento promedio de X variable en la comuna *vecina* j , afectan positiva o negativamente a la tasa de delitos en la comuna i . Mientras que los efectos totales, representan la suma de estos (directos e indirectos).



Tabla 5: Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1)

	(1) Total DMCS	(2) Robo con Violencia o Intimidación	(3) Robo por Sorpresa	(4) Homicidios	(5) Violaciones	(6) Lesiones	(7) Robo con Fuerza	(8) Hurtos
Lag ln(Tasa Delitos +1)	0.5006*** (0.0761)	0.0359 (0.0331)	0.1764*** (0.0372)	-0.0154 (0.0283)	0.0046 (0.0327)	0.3636*** (0.0983)	0.3264*** (0.0802)	0.3482*** (0.0623)
ln(ef. Policial + 1)	-1.2385*** (0.2856)	0.0976 (0.1913)	0.0374 (0.1602)	0.7999*** (0.0871)	0.2764** (0.1301)	-0.5945*** (0.1995)	-1.7834*** (0.3220)	-0.4791*** (0.1815)
ln(ytrabaj)	0.1338** (0.0523)	0.2876* (0.1618)	0.7345*** (0.1711)	-0.0586 (0.0985)	-0.0197 (0.1833)	0.0745 (0.1072)	0.2229*** (0.0707)	0.2394*** (0.0767)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0091* (0.0052)	-0.0031 (0.0116)	-0.0010 (0.0136)	0.0034 (0.0096)	-0.0007 (0.0148)	-0.0155** (0.0061)	-0.0124 (0.0078)	-0.0102 (0.0070)
Hombres Comuna	0.1791 (0.3991)	1.4490* (0.8449)	0.5268 (0.5654)	-0.3384** (0.1529)	0.5179 (0.5263)	1.4291 (1.4616)	3.8477** (1.7897)	-0.9099 (0.6240)
Wx								
ln(ef. Policial + 1)	-0.0253 (0.0605)	-0.0234 (0.0675)	0.0419 (0.0779)	-0.0673*** (0.0209)	0.0384 (0.0622)	-0.0746 (0.0510)	-0.1688 (0.2142)	0.1022 (0.0740)
ln(ytrabaj)	0.0238 (0.0196)	0.0595 (0.0446)	0.1699*** (0.0422)	-0.0639** (0.0267)	-0.0009 (0.0471)	-0.0211 (0.0269)	0.0481* (0.0247)	0.0258 (0.0220)
ln(Extranjeros + 1)	0.0000 (0.0018)	0.0039 (0.0061)	-0.0102 (0.0068)	0.0057 (0.0038)	-0.0047 (0.0083)	-0.0033 (0.0044)	0.0079* (0.0048)	-0.0001 (0.0039)
Hombres comuna	0.0536 (0.0851)	0.4649* (0.2666)	-0.1868 (0.2725)	0.2504** (0.1064)	0.2282 (0.3242)	0.0178 (0.1497)	-0.2354 (0.3129)	0.0269 (0.1344)
Spatial: ρ	0.0314*** (0.0049)	0.0285*** (0.0066)	0.0021 (0.0065)	0.0066 (0.0056)	0.0035 (0.0060)	0.0230*** (0.0079)	0.0025 (0.0119)	0.0418*** (0.0090)
Variance: σ^2	0.1182*** (0.0344)	0.7298*** (0.0537)	0.8134*** (0.0477)	0.3176*** (0.0201)	1.0519*** (0.0578)	0.2779*** (0.0568)	0.3015*** (0.0554)	0.3121*** (0.0568)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-449.0229	-2004.8601	-2093.9039	-1290.1437	-2313.7927	-1178.1201	-1245.3647	-1283.0650

Nota: * <0.1 ; ** <0.05 ; *** <0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W Matrix: Queen Contiguity

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6: Efectos espaciales del modelo SDM dinámico dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1)

	(1) Total DMCS	(2) Robo con Violencia o Intimid.	(3) Robo por Sorpresa	(4) Homic.	(5) Violac,	(6) Lesiones	(7) Robo con Fuerza	(8) Hurtos
Efectos espaciales directos (corto plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-1.2643*** (0.2743)	0.0863 (0.1852)	0.0316 (0.1543)	0.7945*** (0.0839)	0.2725** (0.1251)	-0.6154*** (0.1978)	-1.7901*** (0.3125)	-0.4682*** (0.1755)
ln(ytrabaj)	0.1442*** (0.0481)	0.3154** (0.1513)	0.7529*** (0.1627)	-0.0505 (0.0939)	-0.0005 (0.1750)	0.0833 (0.1018)	0.2306*** (0.0681)	0.2554*** (0.0727)
ln(Extranj + 1)	-0.0088* (0.0051)	-0.0026 (0.0113)	-0.0013 (0.0132)	0.0035 (0.0093)	-0.0010 (0.0143)	-0.0159*** (0.0059)	-0.0121 (0.0076)	-0.0103 (0.0069)
Hombres Comuna	0.1946 (0.4039)	1.5547* (0.8294)	0.5407 (0.5498)	-0.3320** (0.1456)	0.5231 (0.4961)	1.5144 (1.4584)	3.8620** (1.7369)	-0.8846 (0.6508)
Efectos espaciales indirectos (corto plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-0.3559 (0.3445)	-0.0957 (0.3930)	0.2356 (0.3939)	-0.3145*** (0.1061)	0.2189 (0.3152)	-0.4871* (0.2493)	-0.8100 (0.9718)	0.5557 (0.4736)
ln(ytrabaj)	0.1563 (0.1117)	0.3778 (0.2443)	0.8528*** (0.2091)	-0.3377*** (0.1306)	-0.0217 (0.2389)	-0.1209 (0.1527)	0.2372** (0.1203)	0.2211 (0.1372)
ln(Extranj + 1)	-0.0020 (0.0104)	0.0212 (0.0343)	-0.0527 (0.0332)	0.0295 (0.0196)	-0.0251 (0.0413)	-0.0228 (0.0245)	0.0372 (0.0233)	-0.0044 (0.0237)
Hombres Comuna	0.3945 (0.4911)	3.0714** (1.5261)	-0.8252 (1.3425)	1.3182** (0.5253)	1.2969 (1.5990)	0.3915 (0.8477)	-0.9450 (1.6036)	-0.0302 (0.8584)
Efectos espaciales totales (corto plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-1.6202*** (0.2448)	-0.0094 (0.4362)	0.2673 (0.4169)	0.4800*** (0.1331)	0.4914 (0.3219)	-1.1025*** (0.2108)	-2.6001** (1.0188)	0.0875 (0.4767)
ln(ytrabaj)	0.3005*** (0.0830)	0.6932*** (0.2162)	1.6057*** (0.1998)	-0.3882*** (0.1142)	-0.0222 (0.2177)	-0.0376 (0.1640)	0.4678*** (0.1019)	0.4765*** (0.1440)
ln(Extranj + 1)	-0.0108 (0.0117)	0.0186 (0.0365)	-0.0541 (0.0344)	0.0331* (0.0197)	-0.0261 (0.0414)	-0.0388 (0.0257)	0.0251 (0.0232)	-0.0147 (0.0255)
Hombres Comuna	0.5891 (0.6399)	4.6262*** (1.7519)	-0.2845 (1.2482)	0.9862** (0.4619)	1.8200 (1.4588)	1.9059 (1.7565)	2.9170 (2.1881)	-0.9147 (1.1695)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-2.5892*** (0.5339)	0.0894 (0.1921)	0.0385 (0.1874)	0.7825*** (0.0826)	0.2738** (0.1256)	-0.9803*** (0.3109)	-2.6555*** (0.4666)	-0.7036*** (0.2695)
ln(ytrabaj)	0.3035*** (0.0911)	0.3276** (0.1568)	0.9148*** (0.1972)	-0.0497 (0.0925)	-0.0005 (0.1758)	0.1282 (0.1597)	0.3430*** (0.1013)	0.4038*** (0.1118)

ln(Extranj + 1)	-0.0181*	-0.0026	-0.0016	0.0035	-0.0010	-0.0257***	-0.0181	-0.0162
	(0.0105)	(0.0117)	(0.0160)	(0.0092)	(0.0144)	(0.0094)	(0.0113)	(0.0109)
Hombres	0.4208	1.6164*	0.6563	-0.3271**	0.5255	2.3969	5.7380**	-1.3746
Comuna	(0.8189)	(0.8605)	(0.6678)	(0.1434)	(0.4983)	(2.3008)	(2.5813)	(1.0164)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-1.5175*	-0.0994	0.2869	-0.3100***	0.2199	-0.9163**	-1.2201	0.8984
	(0.8881)	(0.4105)	(0.4800)	(0.1044)	(0.3167)	(0.3960)	(1.4024)	(0.8774)
ln(ytrabaj)	0.4663*	0.3966	1.0408***	-0.3324***	-0.0218	-0.1989	0.3604**	0.4755*
	(0.2774)	(0.2548)	(0.2567)	(0.1286)	(0.2400)	(0.2630)	(0.1797)	(0.2615)
ln(Extranj + 1)	-0.0092	0.0221	-0.0642	0.0291	-0.0252	-0.0415	0.0550	-0.0117
	(0.0265)	(0.0359)	(0.0405)	(0.0193)	(0.0415)	(0.0428)	(0.0347)	(0.0451)
Hombres	1.0722	3.2172**	-1.0026	1.2977**	1.3030	0.8844	-1.3348	-0.3409
Comuna	(1.2593)	(1.5946)	(1.6344)	(0.5172)	(1.6065)	(1.5270)	(2.4650)	(1.6702)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial+1)	-4.1067***	-0.0100	0.3254	0.4725***	0.4937	-1.8966***	-3.8756***	0.1948
	(0.7165)	(0.4559)	(0.5082)	(0.1310)	(0.3234)	(0.3683)	(1.4849)	(0.9069)
ln(ytrabaj)	0.7698***	0.7242***	1.9556***	-0.3821***	-0.0223	-0.0706	0.7034***	0.8793***
	(0.2287)	(0.2262)	(0.2440)	(0.1124)	(0.2188)	(0.2879)	(0.1552)	(0.2804)
ln(Extranj + 1)	-0.0273	0.0195	-0.0659	0.0325*	-0.0262	-0.0672	0.0370	-0.0279
	(0.0302)	(0.0382)	(0.0419)	(0.0194)	(0.0416)	(0.0454)	(0.0345)	(0.0491)
Hombres	1.4930	4.8336***	-0.3463	0.9706**	1.8285	3.2813	4.4032	-1.7155
Comuna	(1.6330)	(1.8317)	(1.5215)	(0.4546)	(1.4657)	(3.0390)	(3.3444)	(2.2237)

Nota: *<0.1; **<0.05; ***<0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W: Queen Contiguity

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 6, los efectos espaciales (*efectos spillovers*) son reportados; es posible ver que la variable extranjeros resulta ser estadísticamente significativa en el total de delitos de MCS y en lesiones (al 10% y 1% respectivamente) en los efectos directos de corto plazo, mientras que, en los efectos indirectos de largo plazo esta variable no sería estadísticamente significativa para ningún tipo de delitos; el signo reportado es negativo. Para los efectos de largo plazo, ocurriría lo mismo con esta variable. Además, se puede observar que, para los delitos de tipo *económicos*, los efectos spillovers directos de corto plazo, cumplirían con la teoría económica del crimen, ya que serían estadísticamente significativos y con signo positivo.

En los anexos, son reportadas las estimaciones para los modelos SAR, SEM y SAC, así como para los modelos SDM, SAR, SEM y SAC utilizando como matriz W de ponderaciones espaciales los 5-vecinos más cercanos. Este criterio fue adoptado debido a que el promedio de comunas vecinas utilizando el criterio de Queen Contiguity es en promedio cercano a 5. Las Tablas A.2; A.3; A.4; A.5; A.6; A.7 y A.8 muestran estos resultados, en los cuales, de acuerdo a las estimaciones realizadas, no existiría tampoco evidencia para afirmar que la inmigración aumente la tasa de delitos, para cualquier tipo. Todos los parámetros calculados para la variable *extranjeros* son negativos y si son positivos, para algún delito, estos no son estadísticamente significativos al 1%, 5% ó 10%.

8. Robustness Check

Chile es bastante extenso y por ende se podría pensar que existe una determinada heterogeneidad entre las diferentes zonas del país. Por esta razón, como chequeo de robustez, el país es separado en 3 Macrozonas: Zona Norte, Centro y Sur; además se incluye un modelo en el cual se estima solo para la Región Metropolitana, ya que resulta interesante el hecho que esta región concentre al 69.11% de los inmigrantes el año 2015 (Ver Tabla 1).

Para la zona Norte fueron consideradas 5 regiones, desde Arica y Parinacota hasta la región de Coquimbo, con lo que se obtienen 44 comunas. La zona centro abarca las regiones de Valparaíso hasta la región del Bío-Bío (incluyendo la R.M.) con 204 comunas, mientras que la zona Sur contiene las regiones entre La Araucanía a Magallanes, con 94 comunas. Además se estima por separado la R.M., región que contiene 52 comunas.

La Tabla 7 muestra los resultados, tanto coeficientes como efectos espaciales, de la estimación por macrozonas. Estas estimaciones fueron realizadas para el total de delitos de MCS, con matriz W de Queen Contiguity. Estos resultados son consistentes con las estimaciones principales, no encontrando evidencia de efectos de la inmigración sobre el total de delitos por las diferentes zonas. Los parámetros reportados, muestran que no existe significancia estadística en la variable *extranjeros*. Con respecto a los efectos espaciales, para extranjeros, solo en la Zona Norte se encuentra significancia en los efectos totales de corto y largo plazo, sin embargo, con signo negativo. Por lo que en resumen,

no existiría evidencia estadística para afirmar que un aumento en la inmigración podría aumentar la tasa de delitos.

Tabla 7: Macrozonas para Total de Delitos de MCS. Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1)

	(1) Zona Norte	(2) Zona Centro	(3) Zona Sur	(4) Región Metropolitana.
Main				
L.ln(Tasa Delitos +1)	0.2709*** (0.0868)	0.4121*** (0.0297)	0.5926*** (0.0496)	0.5107*** (0.0392)
ln(ef. Policial +1)	0.0184 (0.9920)	-1.3459*** (0.1259)	-1.6863*** (0.1931)	-0.7197*** (0.1548)
ln(ytrabaj)	-0.0460 (0.2618)	0.1648*** (0.0362)	0.2622** (0.1057)	0.1282*** (0.0434)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0599 (0.0368)	-0.0030 (0.0031)	-0.0057 (0.0147)	0.0015 (0.0059)
Hombres Comuna	0.0616 (1.8123)	-0.1478 (0.7837)	0.2688 (0.4343)	-3.2229* (1.7797)
Wx				
ln(ef. Policial +1)	-0.4473 (0.3014)	0.0474 (0.0370)	-0.0110 (0.0814)	0.2015*** (0.0624)
ln(ytrabaj)	0.2364 (0.1556)	-0.0077 (0.0089)	0.0368 (0.0334)	0.0086 (0.0143)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0126 (0.0115)	0.0001 (0.0014)	0.0017 (0.0070)	0.0006 (0.0030)
Hombres Comuna	0.0947 (0.9764)	0.5418** (0.2762)	0.2359** (0.0996)	-0.3385 (0.7065)
Spatial: ρ	0.0207*** (0.0057)	0.0766*** (0.0052)	0.0721*** (0.0267)	0.0344** (0.0147)
Variance: σ^2	0.2927* (0.1625)	0.0273*** (0.0020)	0.1782*** (0.0530)	0.0113*** (0.0012)
Efectos espaciales directos (corto plazo)				
ln(ef. Policial +1)	-0.0773 (0.9621)	-1.3790*** (0.1203)	-1.7413*** (0.1963)	-0.6885*** (0.1417)
ln(ytrabaj)	-0.0002 (0.2478)	0.1705*** (0.0341)	0.2964*** (0.0956)	0.1343*** (0.0425)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0596 (0.0363)	-0.0031 (0.0031)	-0.0046 (0.0141)	0.0018 (0.0057)
Hombres Comuna	0.0765 (1.7799)	0.1771 (0.8238)	0.3941 (0.4970)	-3.2642* (1.8651)
Efectos espaciales indirectos (corto plazo)				
ln(ef. Policial +1)	-1.9821 (1.3685)	-0.5160* (0.2954)	-0.8038* (0.4182)	1.2550*** (0.4212)

In(ytrabaj)	1.0332 (0.7096)	0.0429 (0.0753)	0.3624 (0.2653)	0.0851 (0.0941)
In(Extranjeros + 1)	-0.0653 (0.0495)	-0.0021 (0.0132)	0.0052 (0.0440)	0.0043 (0.0209)
Hombres Comuna	0.4832 (4.4669)	5.2534** (2.5741)	1.7638* (0.9409)	-2.6111 (5.1945)
Efectos espaciales totales (corto plazo)				
In(ef. Policial +1)	-2.0594** (0.8189)	-1.8949*** (0.3194)	-2.5451*** (0.5227)	0.5665 (0.3899)
In(ytrabaj)	1.0330** (0.4995)	0.2134*** (0.0794)	0.6587** (0.2604)	0.2194* (0.1135)
In(Extranjeros + 1)	-0.1248*** (0.0386)	-0.0053 (0.0144)	0.0006 (0.0426)	0.0061 (0.0206)
Hombres Comuna	0.5597 (5.0849)	5.4305* (2.9632)	2.1580 (1.3484)	-5.8753 (6.2262)
Efectos espaciales directos (largo plazo)				
In(ef. Policial +1)	-0.1288 (1.3074)	-2.6107*** (0.3617)	17.9158 (498.6860)	-1.3250*** (0.2883)
In(ytrabaj)	0.0113 (0.3317)	0.3189*** (0.0671)	-3.1882 (89.7004)	0.2873*** (0.0903)
In(Extranjeros + 1)	-0.0824* (0.0495)	-0.0062 (0.0069)	0.3094 (7.2637)	0.0045 (0.0123)
Hombres Comuna	0.1149 (2.4525)	1.0742 (2.3307)	-20.7753 (493.3752)	-7.0958* (4.2884)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)				
In(ef. Policial +1)	-2.8187 (1.9150)	-5.2155 (19.9629)	694.4516 (15435.4619)	3.1618 (2.4154)
In(ytrabaj)	1.4664 (1.0003)	0.5211 (2.4191)	-125.0353 (2776.2437)	0.3623 (0.4829)
In(Extranjeros + 1)	-0.0954 (0.0683)	-0.0268 (0.1851)	9.9872 (224.8625)	0.0196 (0.1143)
HombresComuna	0.7137 (6.3569)	18.2095 (124.7284)	-684.7687 (15269.8674)	-11.6806 (30.0314)
Efectos espaciales totales (largo plazo)				
In(ef. Policial +1)	-2.9475** (1.1834)	-7.8261 (20.2424)	712.3674 (15934.0613)	1.8368 (2.4555)
In(ytrabaj)	1.4778** (0.7189)	0.8400 (2.4487)	-128.2235 (2865.9237)	0.6497 (0.5166)
In(Extranjeros + 1)	-0.1779*** (0.0545)	-0.0330 (0.1885)	10.2966 (232.1255)	0.0241 (0.1179)
Hombres Comuna	0.8286 (7.2672)	19.2837 (126.4414)	-705.5440 (15763.1708)	-18.7763 (32.4579)
N	220	1020	470	260
Log Likelihood	-157.1559	462.9266	-224.1297	236.1702

Nota: *<0.1; **<0.05; *<0.01**

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W Matrix: Queen Contiguity.

Fuente: Elaboración propia.

9. Conclusiones

Se analizó la relación entre la inmigración en Chile sobre la tasa de delincuencia, para diferentes tipos de delitos, para lo cual, fue construido un panel de datos entre los años 2005 y 2016. Utilizando diferentes modelos espaciales (SDM, SAR, SEM y SAC) y diferentes matrices de ponderaciones espaciales. Los resultados estimados, indican que no existiría evidencia estadística para relacionar un aumento en la cantidad de inmigrantes en Chile asociado a un aumento en la tasa de delincuencia, para ningún tipo de delito. Incluso cuando fue hallada significancia estadística para algún tipo de delitos, esta tendría un impacto negativo. Los resultados encontrados estarían en línea con Bianchi et al. (2012) y Bell et al. (2013); quienes no encuentran efectos en todos los tipos de delitos, sin embargo si los hay (en robos) estos tienden a cero, así como también con Butcher & Piehl (2007) y Chalfin (2014) quienes no encuentran relación entre inmigración y delincuencia para Estados Unidos y México, respectivamente; a pesar de que estos estudios no controlan por efectos de interacciones espaciales.

De acuerdo con los resultados, se sugiere que el foco para controlar y reducir la delincuencia no debiese ser un cierre de puertas a la población inmigrante, ya que no existiría evidencia de que con la llegada de estos al país, aumenten los delitos, sino más bien, enfocar las labores policiales y del sistema judicial en otras áreas como la inteligencia policial y los servicios de vigilancia con el fin de aumentar la eficiencia y reducir los delitos principalmente de índole económico.

10.Referencias

- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Springer Netherlands.
- Anselin, Luc, Florax, R., & Rey, S. J. (Eds.). (2004). *Advances in Spatial Econometrics: Methodology, Tools and Applications*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.
Recuperado de [//www.springer.com/la/book/9783540437291](http://www.springer.com/la/book/9783540437291)
- Arbia, G. (2006). *Spatial Econometrics: Statistical Foundations and Applications to Regional Convergence*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. Recuperado de [//www.springer.com/cn/book/9783540323044](http://www.springer.com/cn/book/9783540323044)
- Baker, S. R. (2015). Effects of Immigrant Legalization on Crime. *American Economic Review*, 105(5), 210-213. <https://doi.org/10.1257/aer.p20151041>
- Becker, G. (1968). Crime and Punishment: An Economic Approach. *Journal of Political Economy*, 76:2, 169-217.
- Bell, B., Fasani, F., & Machin, S. (2013). Crime and Immigration: Evidence from large immigrant waves. *Review of Economics and Statistics*, 95(4), 1278-1290.
https://doi.org/10.1162/REST_a_00337
- Berthelon, M. E., & Kruger, D. I. (2011). Risky behavior among youth: Incapacitation effects of school on adolescent motherhood and crime in Chile. *Journal of Public Economics*, 95, 41-53.
- Bianchi, M., Buonanno, P., & Pinotti, P. (2012). Do Immigrants Cause Crime? *Journal of the European Economic Association*, 10, 1318–1347.

- Butcher, K. F., & Piehl, A. M. (2007). *Why are Immigrants' Incarceration Rates so Low? Evidence on Selective Immigration, Deterrence, and Deportation* (Working Paper No. 13229). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w13229>
- Carabineros de Chile. (2016). *Informe Anual*. Recuperado de <http://www.ine.cl/estadisticas/sociales/informe-anual-de-carabineros>
- Centro de Estudios Públicos. (2017a). Encuestas CEP 2017. Recuperado 7 de junio de 2018, de <https://www.cepchile.cl/cep/site/edic/base/port/encuestacep.html>
- Centro de Estudios Públicos. (2017b). Estudio Nacional de Opinión Pública, Abril-Mayo 2017. Recuperado 7 de junio de 2018, de <https://www.cepchile.cl/cep/site/edic/base/port/encuestacep.html>
- Chalfin, A. (2013). What is the Contribution of Mexican Immigration to U.S. Crime Rates? Evidence from Rainfall Shocks in Mexico. *American Law and Economics Review*, 16(1), 220-268. <https://doi.org/10.1093/aler/aht019>
- Cracolici, M. F., & Uberti, T. E. (2009). Geographical distribution of crime in Italian provinces: a spatial econometric analysis. *Jahrbuch Für Regionalwissenschaft*, 29(1), 1-28. <https://doi.org/10.1007/s10037-008-0031-1>
- Ehrlich, I. (1967). The Supply of Illegitimate Activities. *Unpublished manuscript, Columbia Univ., New York*.
- Ehrlich, I. (1973). Participation in Illegitimate Activities: A Theoretical and Empirical Investigation. *Journal of Political Economy*, 81, 521-565.

- Ehrlich, I. (1996). Crime, Punishment, and the Market for Offenses. *Journal of Economic Perspectives*, 10(1), 43-67.
- Elhorst, J. P. (2003). *Specification and Estimation of Spatial Panel Data Models* (Vol. 26, Issue 3).
- Elhorst, J. P. (2014). *Spatial Econometrics from Cross-Sectional Data to Spatial Panels* (Vol. Book: ISBN 978-3-642-40339-2).
- Gendarmería de Chile. (s. f.). Estadísticas. Recuperado 29 de mayo de 2018, de <http://www.gendarmeria.gob.cl/estadisticas.jsp>
- Gould, E., Weinberg, B., & Mustard, D. (2002). Crime Rates and Local Labor Market Opportunities in the United States: 1979-1997. *Review of Economics and Statistics*, 84, 45-61.
- Gutiérrez, M., Núñez, J., & Rivera, J. (2009). Socio-economic and geographic profiling of crime in Chile. *Cepal Review*, 98, 159-174.
- Instituto Nacional de Estadísticas. (2018). *Segunda Entrega Resultados Definitivos CENSO 2017*. Recuperado de http://www.censo2017.cl/wp-content/uploads/2018/05/presentacion_de_la_segunda_entrega_de_resultados_censo2017.pdf
- Kakamu, K., Polasek, W., & Wago, H. (2008). Spatial Interaction of Crime Incidents in Japan. *Mathematics and Computers in Simulation*, 78, 276-282.
<https://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.01.019>
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). Introduction to Spatial Econometrics, 331.

- Levitt, S. D. (1996). The Effect of Prison Population Size on Crime Rates: Evidence from Prison Overcrowding Litigation. *The Quarterly Journal of Economics*, *111*(2), 319-351.
- Light, M. T., & Miller, T. (2018). Does Undocumented Immigration Increase Violent Crime?: Undocumented Immigration and Violent Crime. *Criminology*, *56*, 370-401.
- Núñez, J., Rivera, J., Villavicencio, X., & Molina, O. (2003). Determinantes socioeconómicos y demográficos del crimen en Chile. *Estudios de Economía*, *30*, 55-85.
- Ousey, G. C., & Kubrin, C. E. (2018). Immigration and Crime: Assessing a Contentious Issue. *Annual Review of Criminology*, *1*, 63-84. <https://doi.org/10.1146/annurev-criminol-032317-092026>
- Piopiunik, M., & Ruhose, J. (2017). Immigration, regional conditions, and crime: Evidence from an allocation policy in Germany. *European Economic Review*, *92*, 258-282. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2016.12.004>
- Rivera, J., Núñez, J., & Villavicencio, X. (2004). Crimen y disuasión Evidencia desde un modelo de ecuaciones simultáneas para las regiones de Chile. *El Trimestre Económico*, *71*, 811-846.
- Simon, R. J., & Sikich, K. W. (2007). Public Attitudes toward Immigrants and Immigration Policies across Seven Nations. *International Migration Review*, *41*(4), 956-962. <https://doi.org/10.1111/j.1747-7379.2007.00107.x>

Smigel, A. (1965). Does Crime Pay? An Economic Analysis. *M.A. thesis, Columbia Univ., New York.*

Spenkuch, J. L. (2013). Understanding the Impact of Immigration on Crime. *American Law and Economics Review*, 16(1), 177-219. <https://doi.org/10.1093/aler/aht017>

Vásquez, F., Dresdner, J., & Aguilar, R. (2011). The value of air quality and crime in Chile: a hedonic wage approach. *Environment and Development Economics*, 16, 329-355.



11. Anexo

Tabla A. 1: Índice de Moran para el Total de Delitos de Mayor Connotación Social (DMCS)

Variables	I	E(I)	sd(I)	z	p-value*
Total DMCS Año2005	0.366	-0.003	0.031	11.799	0.0000
Total DMCS Año2006	0.383	-0.003	0.031	12.477	0.0000
Total DMCS Año2007	0.43	-0.003	0.031	14.037	0.0000
Total DMCS Año2008	0.431	-0.003	0.031	14.088	0.0000
Total DMCS Año2009	0.427	-0.003	0.031	14.02	0.0000
Total DMCS Año2010	0.477	-0.003	0.031	15.543	0.0000
Total DMCS Año2011	0.467	-0.003	0.031	15.232	0.0000
Total DMCS Año2012	0.465	-0.003	0.031	15.238	0.0000
Total DMCS Año2013	0.529	-0.003	0.03	17.586	0.0000
Total DMCS Año2014	0.537	-0.003	0.03	17.953	0.0000
Total DMCS Año2015	0.525	-0.003	0.03	17.83	0.0000
Total DMCS Año2016	0.522	-0.003	0.03	17.647	0.0000

Fuente: Elaboración propia.

Nota: H_0 indica no autocorrelación espacial.

Tabla A. 2: Spatial Autoregressive Model (SAR) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: Queen Contiguity.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Total DMCS	Robo Viola o Intimid.	Robo por Sorpresa	Homic.	Violac.	Lesiones	Robo con Fuerza	Hurtos
Main								
L.ln(Tasa Delitos +1)	0.5033*** (0.0760)	0.0416 (0.0331)	0.1918*** (0.0369)	-0.0115 (0.0294)	0.0050 (0.0329)	0.3646*** (0.0986)	0.3374*** (0.0806)	0.3512*** (0.0619)
ln(ef. Policial +1)	-1.2233*** (0.2694)	0.0953 (0.1916)	0.0292 (0.1659)	0.8005*** (0.0885)	0.2930** (0.1293)	-0.7257*** (0.1530)	-1.8427*** (0.3173)	-0.4210** (0.1793)
ln(ytrabaj)	0.1798*** (0.0362)	0.4206*** (0.1244)	1.0937*** (0.1530)	-0.2175*** (0.0787)	-0.0154 (0.1515)	-0.0503 (0.1006)	0.3505*** (0.0631)	0.3385*** (0.0755)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0089* (0.0051)	-0.0030 (0.0119)	-0.0027 (0.0139)	0.0044 (0.0098)	-0.0015 (0.0148)	-0.0138** (0.0057)	-0.0125 (0.0081)	-0.0106 (0.0071)
Hombres Comuna	0.2174 (0.4060)	1.7246** (0.8606)	0.1688 (0.4697)	-0.0932 (0.1088)	0.6679 (0.4574)	1.5202 (1.4520)	3.6587** (1.8104)	-0.9031 (0.6344)
Spatial: ρ								
	0.0336*** (0.0055)	0.0315*** (0.0067)	0.0158** (0.0067)	0.0043 (0.0054)	0.0041 (0.0060)	0.0300*** (0.0076)	0.0066 (0.0108)	0.0436*** (0.0092)
Variance: σ^2								
	0.1185*** (0.0346)	0.7333*** (0.0539)	0.8292*** (0.0478)	0.3227*** (0.0206)	1.0530*** (0.0577)	0.2795*** (0.0575)	0.3057*** (0.0570)	0.3134*** (0.0571)
Efectos espaciales directos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.2448*** (0.2656)	0.0870 (0.1867)	0.0229 (0.1601)	0.7972*** (0.0853)	0.2884** (0.1245)	-0.7380*** (0.1535)	-1.8556*** (0.3058)	-0.4353** (0.1786)
ln(ytrabaj)	0.1851*** (0.0349)	0.4359*** (0.1200)	1.1085*** (0.1475)	-0.2096*** (0.0751)	0.0007 (0.1451)	-0.0395 (0.0998)	0.3554*** (0.0614)	0.3498*** (0.0737)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0088* (0.0050)	-0.0031 (0.0116)	-0.0029 (0.0135)	0.0043 (0.0094)	-0.0017 (0.0144)	-0.0138** (0.0057)	-0.0125 (0.0079)	-0.0109 (0.0069)
Hombres Comuna	0.2258 (0.4138)	1.7539** (0.8496)	0.1811 (0.4572)	-0.0919 (0.1049)	0.6711 (0.4386)	1.6036 (1.4395)	3.6698** (1.7626)	-0.8859 (0.6649)

Efectos espaciales indirectos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-0.2455*** (0.0526)	0.0157 (0.0363)	0.0020 (0.0156)	0.0193 (0.0225)	0.0065 (0.0101)	-0.1368** (0.0551)	-0.0736 (0.1109)	-0.1254* (0.0648)
ln(ytrabaj)	0.0368*** (0.0082)	0.0835** (0.0328)	0.0963** (0.0431)	-0.0048 (0.0063)	-0.0000 (0.0059)	-0.0057 (0.0179)	0.0132 (0.0205)	0.0999*** (0.0357)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0018 (0.0012)	-0.0006 (0.0023)	-0.0003 (0.0013)	0.0001 (0.0004)	-0.0001 (0.0006)	-0.0024** (0.0012)	-0.0006 (0.0010)	-0.0032 (0.0024)
Hombres Comuna	0.0435 (0.0849)	0.3324* (0.1821)	0.0139 (0.0437)	-0.0024 (0.0048)	0.0143 (0.0253)	0.2953 (0.2829)	0.1383 (0.2363)	-0.2630 (0.2206)
Efectos espaciales totales (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.4903*** (0.2993)	0.1027 (0.2219)	0.0249 (0.1745)	0.8165*** (0.0886)	0.2949** (0.1273)	-0.8748*** (0.1962)	-1.9292*** (0.3480)	-0.5607** (0.2351)
ln(ytrabaj)	0.2219*** (0.0402)	0.5194*** (0.1464)	1.2048*** (0.1600)	-0.2143*** (0.0763)	0.0007 (0.1487)	-0.0452 (0.1171)	0.3686*** (0.0644)	0.4497*** (0.0998)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0106* (0.0061)	-0.0037 (0.0138)	-0.0032 (0.0147)	0.0044 (0.0097)	-0.0018 (0.0148)	-0.0163** (0.0066)	-0.0130 (0.0084)	-0.0141 (0.0091)
Hombres Comuna	0.2693 (0.4972)	2.0863** (1.0128)	0.1950 (0.4973)	-0.0943 (0.1077)	0.6854 (0.4477)	1.8989 (1.7043)	3.8081** (1.8440)	-1.1488 (0.8722)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.5604*** (0.5375)	0.0908 (0.1949)	0.0283 (0.1982)	0.7881*** (0.0843)	0.2898** (0.1251)	-1.1722*** (0.2452)	-2.8036*** (0.4625)	-0.6837** (0.2810)
ln(ytrabaj)	0.3808*** (0.0709)	0.4550*** (0.1252)	1.3727*** (0.1825)	-0.2072*** (0.0743)	0.0007 (0.1458)	-0.0626 (0.1584)	0.5369*** (0.0927)	0.5493*** (0.1161)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0182* (0.0103)	-0.0032 (0.0121)	-0.0036 (0.0167)	0.0042 (0.0093)	-0.0017 (0.0145)	-0.0219** (0.0090)	-0.0188 (0.0119)	-0.0171 (0.0108)
Hombres Comuna	0.4640 (0.8518)	1.8310** (0.8869)	0.2242 (0.5661)	-0.0909 (0.1037)	0.6745 (0.4407)	2.5466 (2.2853)	5.5442** (2.6627)	-1.3928 (1.0466)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.3052***	0.0172	0.0032	0.0188	0.0066	-0.3892**	-0.1793	-0.3731*

+1)								
ln(ytrabaj)	(0.3301) 0.1960***	(0.0399) 0.0918**	(0.0246) 0.1513**	(0.0220) -0.0046	(0.0102) -0.0000	(0.1741) -0.0155	(0.2717) 0.0322	(0.2162) 0.2966**
ln(Extranjeros + 1)	(0.0525) -0.0099	(0.0362) -0.0007	(0.0691) -0.0004	(0.0061) 0.0001	(0.0059) -0.0001	(0.0512) -0.0069*	(0.0498) -0.0014	(0.1292) -0.0097
Hombres Comuna	(0.0068) 0.2290	(0.0026) 0.3653*	(0.0021) 0.0217	(0.0004) -0.0023	(0.0006) 0.0144	(0.0036) 0.8389	(0.0025) 0.3365	(0.0081) -0.7889
	(0.4625)	(0.2005)	(0.0689)	(0.0047)	(0.0255)	(0.8203)	(0.5728)	(0.7071)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-3.8656***	0.1080	0.0315	0.8069***	0.2964**	-1.5614***	-2.9829***	-1.0568**
ln(ytrabaj)	(0.7369) 0.5768***	(0.2336) 0.5468***	(0.2209) 1.5240***	(0.0875) -0.2118***	(0.1279) 0.0007	(0.3847) -0.0781	(0.5881) 0.5691***	(0.4671) 0.8459***
ln(Extranjeros + 1)	(0.1049) -0.0280*	(0.1544) -0.0039	(0.2049) -0.0040	(0.0754) 0.0043	(0.1494) -0.0018	(0.2073) -0.0289**	(0.1048) -0.0203	(0.2164) -0.0268
Hombres Comuna	(0.0168) 0.6930	(0.0146) 2.1963**	(0.0186) 0.2459	(0.0096) -0.0932	(0.0149) 0.6889	(0.0118) 3.3855	(0.0132) 5.8808**	(0.0182) -2.1817
	(1.3031)	(1.0666)	(0.6293)	(0.1065)	(0.4500)	(3.0469)	(2.8796)	(1.6996)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-452.0631	-2009.8129	-2111.5288	-1303.4443	-2314.7535	-1184.7743	-1257.3438	-1287.3739

Nota: *<0.1; **<0.05; ***<0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W: Queen Contiguity

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A. 3: Spatial Error Model (SEM) panel de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: Queen Contiguity.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Total DMCS	Robo Viola o Intimid.	Robo por Sorpresa	Homic.	Violac.	Lesiones	Robo con Fuerza	Hurtos
Main								
ln(ef. Policial +1)	-0.8064*** (0.2841)	0.0966 (0.1942)	-0.0214 (0.1679)	0.8070*** (0.0903)	0.2910** (0.1340)	-0.6824*** (0.1738)	-1.4385*** (0.3972)	-0.4026** (0.1924)
ln(ytrabaj)	0.2266*** (0.0599)	0.4503*** (0.1315)	1.3591*** (0.1603)	-0.2094** (0.0815)	-0.0141 (0.1486)	-0.1472 (0.0971)	0.4728*** (0.0646)	0.4140*** (0.0896)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0127* (0.0069)	-0.0039 (0.0117)	-0.0044 (0.0140)	0.0040 (0.0100)	-0.0014 (0.0147)	-0.0185*** (0.0071)	-0.0158* (0.0087)	-0.0114 (0.0076)
Hombres Comuna	-0.3923 (0.6633)	1.6799** (0.7937)	0.2702 (0.4643)	-0.1208 (0.1172)	0.6504 (0.6320)	0.6855 (1.4143)	3.5284* (1.9206)	-1.9187*** (0.5167)
Spatial: λ								
	0.0444*** (0.0056)	0.0308*** (0.0067)	0.0095 (0.0073)	0.0095 (0.0058)	0.0039 (0.0062)	0.0386*** (0.0083)	0.0127 (0.0114)	0.0490*** (0.0097)
Variance: σ^2								
	0.1179*** (0.0389)	0.6212*** (0.0557)	0.6948*** (0.0477)	0.2758*** (0.0213)	0.9027*** (0.0596)	0.2417*** (0.0563)	0.2626*** (0.0579)	0.2715*** (0.0571)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-607.7890	-2023.6049	-2115.4825	-1325.3215	-2338.9470	-1218.8489	-1283.7018	-1322.8389

Nota: * <0.1 ; ** <0.05 ; *** <0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W: Queen Contiguity

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A. 4: Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbance (SAC) panel de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: Queen Contiguity.

	(1) Total DMCS	(2) Robo Viola o Intimid.	(3) Robo por Sorpresa	(4) Homic.	(5) Violac.	(6) Lesiones	(7) Robo con Fuerza	(8) Hurtos
Main								
ln(ef. Policial +1)	-0.5341*** (0.1881)	0.0588 (0.1672)	0.0148 (0.1536)	0.7966*** (0.0888)	0.2725** (0.1216)	-0.4169*** (0.1289)	-1.1153*** (0.3269)	-0.3001** (0.1485)
ln(ytrabaj)	0.1508*** (0.0314)	0.2767*** (0.0909)	1.0381*** (0.1325)	-0.1754* (0.0979)	-0.0187 (0.1112)	0.0073 (0.0664)	0.2182*** (0.0459)	0.2236*** (0.0610)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0076 (0.0048)	0.0016 (0.0108)	-0.0067 (0.0131)	0.0023 (0.0098)	-0.0018 (0.0137)	-0.0186*** (0.0062)	-0.0070 (0.0076)	-0.0058 (0.0067)
Hombres Comuna	-0.3826 (0.3838)	1.5256** (0.6972)	0.2214 (0.4593)	-0.2265 (0.1609)	0.6718 (0.5894)	0.2786 (1.0021)	2.1479 (1.3428)	-1.4222*** (0.4141)
Spatial:								
ρ	0.1362*** (0.0079)	0.1091*** (0.0101)	0.0762*** (0.0102)	-0.0627** (0.0244)	0.0829*** (0.0136)	0.1225*** (0.0071)	0.1264*** (0.0094)	0.1284*** (0.0119)
λ	-0.1702*** (0.0240)	-0.1136*** (0.0187)	-0.0799*** (0.0134)	0.0648*** (0.0198)	-0.0948*** (0.0195)	-0.1420*** (0.0217)	-0.1723*** (0.0230)	-0.1438*** (0.0293)
Variance: σ^2	0.1059*** (0.0266)	0.6691*** (0.0518)	0.8017*** (0.0478)	0.3295*** (0.0228)	1.0346*** (0.0617)	0.2380*** (0.0437)	0.2413*** (0.0418)	0.2650*** (0.0441)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-0.6456** (0.2933)	0.0715 (0.1884)	0.0213 (0.1637)	0.8157*** (0.0905)	0.2901** (0.1307)	-0.4664*** (0.1438)	-1.2602*** (0.4398)	-0.3418* (0.1744)
ln(ytrabaj)	0.1961 (0.3036)	0.2986*** (0.0950)	1.0722*** (0.1278)	-0.1827* (0.0956)	-0.0249 (0.1130)	0.0039 (0.0760)	0.2465*** (0.0791)	0.2556*** (0.0693)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0118 (0.0708)	0.0030 (0.0114)	-0.0055 (0.0130)	0.0034 (0.0096)	-0.0004 (0.0137)	-0.0204*** (0.0067)	-0.0071 (0.0097)	-0.0059 (0.0076)
Hombres Comuna	-0.6752 (4.2581)	1.6682** (0.7426)	0.2193 (0.4611)	-0.2319 (0.1605)	0.6942 (0.5975)	0.3069 (1.1221)	2.4318 (1.5627)	-1.6471*** (0.4958)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.9068 (15.5494)	0.1028 (0.2698)	0.0158 (0.1076)	-0.1912*** (0.0622)	0.2177* (0.1232)	-0.8601*** (0.2405)	-2.0691 (16.5846)	-0.7979 (0.8373)

ln(ytrabaj)	1.7722	0.4006**	0.6762***	0.0406*	-0.0195	0.0023	0.3596	0.5490
	(22.6363)	(0.1570)	(0.1414)	(0.0234)	(0.0907)	(0.1505)	(4.5620)	(1.6979)
ln(Extranjeros + 1)	-0.2649	0.0049	-0.0033	-0.0007	-0.0002	-0.0389**	0.0002	-0.0125
	(5.1862)	(0.0163)	(0.0084)	(0.0024)	(0.0107)	(0.0156)	(0.3767)	(0.0744)
Hombres	-16.2231	2.2759*	0.1325	0.0572	0.5198	0.7192	4.5806	-3.3672
Comuna	(311.0121)	(1.2119)	(0.2968)	(0.0469)	(0.4871)	(2.3736)	(22.4925)	(15.3999)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-3.5524	0.1743	0.0372	0.6245***	0.5078**	-1.3265***	-3.3293	-1.1397
	(15.7533)	(0.4543)	(0.2699)	(0.1011)	(0.2414)	(0.3576)	(16.8436)	(0.9405)
ln(ytrabaj)	1.9683	0.6992***	1.7484***	-0.1421*	-0.0445	0.0062	0.6061	0.8045
	(22.9381)	(0.2350)	(0.2093)	(0.0793)	(0.2013)	(0.2252)	(4.6260)	(1.7272)
ln(Extranjeros + 1)	-0.2767	0.0079	-0.0088	0.0027	-0.0007	-0.0593***	-0.0069	-0.0184
	(5.2568)	(0.0275)	(0.0213)	(0.0074)	(0.0243)	(0.0214)	(0.3819)	(0.0777)
Hombres	-16.8983	3.9441**	0.3518	-0.1747	1.2141	1.0261	7.0124	-5.0143
Comuna	(315.2483)	(1.8816)	(0.7530)	(0.1199)	(1.0597)	(3.4656)	(23.1262)	(15.6252)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-548.1941	-2008.4156	-2100.6198	-1322.3599	-2334.8827	-1175.6079	-1233.7545	-1281.0539

Nota: *<0.1; **<0.05; ***<0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas)

W: Queen Contiguity

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A. 5: Spatial Durbin Model (SDM) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: 5-nearest neighbors.

	(1) Total DMCS	(2) Robo Viola o Intimid.	(3) Robo por Sorpresa	(4) Homic.	(5) Violac.	(6) Lesiones	(7) Robo con Fuerza	(8) Hurtos
Main								
L.In(Tasa Delitos +1)	0.4934*** (0.0759)	0.0347 (0.0334)	0.1668*** (0.0367)	-0.0156 (0.0283)	0.0041 (0.0327)	0.3535*** (0.0986)	0.3171*** (0.0819)	0.3339*** (0.0625)
ln(ef. Policial +1)	-1.2148*** (0.2675)	0.0994 (0.1919)	0.0350 (0.1586)	0.7964*** (0.0869)	0.2853** (0.1315)	-0.5220*** (0.2004)	-1.7608*** (0.3238)	-0.4602** (0.1861)
ln(ytrabaj)	0.0869 (0.0604)	0.2005 (0.1709)	0.6414*** (0.1856)	-0.0522 (0.1008)	-0.0439 (0.1931)	0.0946 (0.1180)	0.1650** (0.0760)	0.1431* (0.0823)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0097* (0.0052)	-0.0020 (0.0117)	-0.0028 (0.0135)	0.0034 (0.0097)	-0.0015 (0.0148)	-0.0155*** (0.0059)	-0.0127 (0.0078)	-0.0104 (0.0069)
Hombres Comuna	0.1595 (0.4004)	1.7718** (0.7968)	0.3365 (0.5348)	-0.2119 (0.1378)	0.6400 (0.4604)	1.3086 (1.4359)	3.7254** (1.7561)	-1.0060 (0.6295)
Wx								
ln(ef. Policial +1)	-0.4042 (0.2525)	0.2255 (0.3146)	0.1779 (0.3592)	-0.1980* (0.1121)	0.0491 (0.3092)	-0.5509** (0.2395)	-1.0639 (1.0634)	0.0977 (0.3643)
ln(ytrabaj)	0.2124* (0.1087)	0.4127* (0.2286)	1.1250*** (0.2245)	-0.3234** (0.1345)	0.0624 (0.2464)	-0.0646 (0.1395)	0.3203** (0.1561)	0.3193** (0.1335)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0142 (0.0092)	0.0061 (0.0278)	-0.0510 (0.0322)	0.0358* (0.0195)	-0.0070 (0.0364)	-0.0296 (0.0200)	0.0095 (0.0177)	-0.0182 (0.0155)
Hombres Comuna	-0.0237 (0.4033)	1.9288 (1.3865)	-0.5373 (1.7006)	1.6756*** (0.6005)	0.9931 (1.6271)	0.1463 (0.8039)	-0.7187 (1.3381)	0.1053 (0.7113)
Spatial: ρ	0.2001*** (0.0286)	0.1656*** (0.0359)	0.0019 (0.0388)	0.0550* (0.0332)	0.0187 (0.0344)	0.1842*** (0.0394)	0.0498 (0.0606)	0.2536*** (0.0460)
Variance: σ^2	0.1162*** (0.0339)	0.7275*** (0.0537)	0.8071*** (0.0475)	0.3185*** (0.0203)	1.0524*** (0.0578)	0.2716*** (0.0555)	0.2999*** (0.0555)	0.3073*** (0.0560)
Efectos espaciales directos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.2507*** (0.2578)	0.0982 (0.1863)	0.0289 (0.1527)	0.7916*** (0.0838)	0.2808** (0.1264)	-0.5529*** (0.1970)	-1.7764*** (0.3135)	-0.4693*** (0.1791)
ln(ytrabaj)	0.1012* (0.0512)	0.2311 (0.1012)	0.6597*** (0.1012)	-0.0446 (0.0512)	-0.0233 (0.0512)	0.1052 (0.0512)	0.1762** (0.0512)	0.1679** (0.0512)

	(0.0558)	(0.1603)	(0.1766)	(0.0959)	(0.1844)	(0.1112)	(0.0723)	(0.0766)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0100*	-0.0020	-0.0031	0.0037	-0.0017	-0.0164***	-0.0124	-0.0112
	(0.0052)	(0.0113)	(0.0131)	(0.0094)	(0.0143)	(0.0059)	(0.0077)	(0.0070)
Hombres	0.1681	1.8581**	0.3528	-0.1979	0.6436	1.3964	3.7613**	-0.9894
Comuna	(0.4089)	(0.7894)	(0.5218)	(0.1314)	(0.4386)	(1.4288)	(1.7154)	(0.6637)
Efectos espaciales indirectos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-0.7669***	0.3034	0.1952	-0.1563	0.0753	-0.7653***	-1.1432	0.0083
	(0.2953)	(0.3689)	(0.3570)	(0.1142)	(0.3155)	(0.2430)	(0.9910)	(0.4601)
ln(ytrabaj)	0.2691**	0.5059**	1.1150***	-0.3506***	0.0443	-0.0706	0.3312**	0.4516***
	(0.1263)	(0.2440)	(0.2158)	(0.1334)	(0.2470)	(0.1564)	(0.1567)	(0.1691)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0199*	0.0061	-0.0521*	0.0374*	-0.0081	-0.0399*	0.0078	-0.0276
	(0.0111)	(0.0311)	(0.0315)	(0.0199)	(0.0359)	(0.0229)	(0.0183)	(0.0200)
Hombres	0.0352	2.7568*	-0.3874	1.8058***	1.1587	0.5716	-0.3918	-0.1571
Comuna	(0.4838)	(1.6034)	(1.6746)	(0.6135)	(1.6250)	(0.9260)	(1.4549)	(0.9637)
Efectos espaciales totales (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.0177***	0.4016	0.2240	0.6353***	0.3561	-1.3182***	-2.9196***	-0.4610
	(0.2538)	(0.4261)	(0.3795)	(0.1442)	(0.3162)	(0.1960)	(1.0339)	(0.4435)
ln(ytrabaj)	0.3704***	0.7370***	1.7746***	-0.3953***	0.0210	0.0346	0.5074***	0.6195***
	(0.0915)	(0.2106)	(0.1890)	(0.1159)	(0.2135)	(0.1520)	(0.1264)	(0.1661)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0299**	0.0041	-0.0552*	0.0410**	-0.0098	-0.0564**	-0.0046	-0.0388*
	(0.0138)	(0.0334)	(0.0315)	(0.0205)	(0.0358)	(0.0252)	(0.0201)	(0.0228)
Hombres	0.2033	4.6149**	-0.0347	1.6079***	1.8024	1.9679	3.3696	-1.1465
Comuna	(0.6741)	(1.9145)	(1.7375)	(0.6090)	(1.6682)	(1.7146)	(2.4761)	(1.3458)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.5638***	0.1021	0.0346	0.7795***	0.2819**	-0.8806***	-2.6058***	-0.7105***
	(0.4960)	(0.1930)	(0.1832)	(0.0825)	(0.1269)	(0.3035)	(0.4613)	(0.2676)
ln(ytrabaj)	0.2225**	0.2399	0.7919***	-0.0439	-0.0234	0.1614	0.2602**	0.2703**
	(0.1029)	(0.1659)	(0.2117)	(0.0945)	(0.1851)	(0.1714)	(0.1056)	(0.1142)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0215**	-0.0020	-0.0038	0.0036	-0.0017	-0.0266***	-0.0181	-0.0181*
	(0.0109)	(0.0118)	(0.0157)	(0.0093)	(0.0144)	(0.0094)	(0.0113)	(0.0109)
Hombres	0.3383	1.9278**	0.4234	-0.1951	0.6463	2.1897	5.5123**	-1.5104
Comuna	(0.8255)	(0.8183)	(0.6265)	(0.1294)	(0.4404)	(2.2238)	(2.5171)	(1.0217)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.7371***	0.3171	0.2342	-0.1545	0.0757	-1.4596***	-1.7703	-0.1181
	(0.8230)	(0.3849)	(0.4289)	(0.1123)	(0.3169)	(0.3986)	(1.4232)	(0.8099)
ln(ytrabaj)	0.7516**	0.5291**	1.3399***	-0.3449***	0.0444	-0.1035	0.5057**	0.8591***
	(0.3167)	(0.2539)	(0.2611)	(0.1313)	(0.2480)	(0.2666)	(0.2341)	(0.3143)

ln(Extranjeros + 1)	-0.0575*	0.0063	-0.0626*	0.0368*	-0.0081	-0.0735*	0.0107	-0.0534
	(0.0306)	(0.0325)	(0.0380)	(0.0196)	(0.0361)	(0.0408)	(0.0280)	(0.0382)
Hombres	0.1768	2.8879*	-0.4653	1.7768***	1.1636	1.3264	-0.4085	-0.6358
Comuna	(1.3086)	(1.6733)	(2.0131)	(0.6037)	(1.6318)	(1.7277)	(2.2820)	(1.8714)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-5.3009***	0.4192	0.2688	0.6250***	0.3576	-2.3403***	-4.3761***	-0.8286
	(0.7535)	(0.4449)	(0.4559)	(0.1419)	(0.3175)	(0.3596)	(1.5008)	(0.8098)
ln(ytrabaj)	0.9741***	0.7690***	2.1318***	-0.3888***	0.0211	0.0579	0.7659***	1.1294***
	(0.2542)	(0.2198)	(0.2270)	(0.1140)	(0.2144)	(0.2722)	(0.1929)	(0.3185)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0790**	0.0043	-0.0664*	0.0404**	-0.0098	-0.1001**	-0.0075	-0.0715
	(0.0376)	(0.0348)	(0.0380)	(0.0201)	(0.0359)	(0.0452)	(0.0308)	(0.0437)
Hombres	0.5151	4.8157**	-0.0419	1.5817***	1.8099	3.5162	5.1038	-2.1462
Comuna	(1.7811)	(1.9985)	(2.0893)	(0.5991)	(1.6752)	(3.0935)	(3.7913)	(2.5254)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-436.2245	-2002.3141	-2087.2320	-1292.5522	-2314.2519	-1160.9132	-1241.2893	-1271.1224

Nota: *<0.1; **<0.05; ***<0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas).

W: 5-nearest neighbors.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A. 6: Spatial Autoregressive Model (SAR) dinámico de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: 5-nearest neighbors.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Total DMCS	Robo Viola o Intimid.	Robo por Sorpresa	Homic.	Violac.	Lesiones	Robo con Fuerza	Hurtos
Main								
L.In(Tasa Delitos +1)	0.4969*** (0.0765)	0.0426 (0.0332)	0.1897*** (0.0367)	-0.0116 (0.0293)	0.0047 (0.0329)	0.3567*** (0.0985)	0.3343*** (0.0809)	0.3427*** (0.0615)
ln(ef. Policial +1)	-1.2128*** (0.2668)	0.0929 (0.1929)	0.0288 (0.1657)	0.7990*** (0.0885)	0.2926** (0.1294)	-0.6769*** (0.1590)	-1.8278*** (0.3191)	-0.4152** (0.1789)
ln(ytrabaj)	0.1515*** (0.0384)	0.4027*** (0.1251)	1.0721*** (0.1579)	-0.2116*** (0.0779)	-0.0141 (0.1513)	-0.0470 (0.0974)	0.3222*** (0.0638)	0.2942*** (0.0757)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0089* (0.0050)	-0.0020 (0.0119)	-0.0029 (0.0139)	0.0041 (0.0098)	-0.0015 (0.0148)	-0.0131** (0.0056)	-0.0126 (0.0081)	-0.0105 (0.0070)
Hombres Comuna	0.1452 (0.4240)	1.7577** (0.8636)	0.1325 (0.4757)	-0.1026 (0.1104)	0.6734 (0.4573)	1.4121 (1.4449)	3.6514** (1.8148)	-1.0228 (0.6341)
Spatial: ρ								
	0.2315*** (0.0327)	0.1847*** (0.0352)	0.0918** (0.0381)	0.0513 (0.0313)	0.0197 (0.0345)	0.2333*** (0.0396)	0.0825 (0.0533)	0.2766*** (0.0472)
Variance: σ^2								
	0.1170*** (0.0343)	0.7320*** (0.0539)	0.8282*** (0.0479)	0.3223*** (0.0206)	1.0530*** (0.0577)	0.2742*** (0.0566)	0.3045*** (0.0570)	0.3093*** (0.0563)
Efectos espaciales directos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.2379*** (0.2630)	0.0847 (0.1880)	0.0226 (0.1598)	0.7960*** (0.0853)	0.2880** (0.1245)	-0.6924*** (0.1597)	-1.8422*** (0.3079)	-0.4307** (0.1787)
ln(ytrabaj)	0.1573*** (0.0372)	0.4181*** (0.1206)	1.0873*** (0.1521)	-0.2039*** (0.0745)	0.0019 (0.1450)	-0.0369 (0.0972)	0.3276*** (0.0620)	0.3061*** (0.0739)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0089* (0.0050)	-0.0021 (0.0116)	-0.0031 (0.0135)	0.0040 (0.0094)	-0.0017 (0.0144)	-0.0132** (0.0056)	-0.0125 (0.0078)	-0.0108 (0.0068)
Hombres Comuna	0.1548 (0.4342)	1.7875** (0.8523)	0.1452 (0.4632)	-0.1014 (0.1065)	0.6765 (0.4384)	1.5019 (1.4405)	3.6631** (1.7675)	-1.0092 (0.6681)
Efectos espaciales indirectos (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-0.3512*** (0.0683)	0.0183 (0.0429)	0.0020 (0.0180)	0.0448 (0.0277)	0.0062 (0.0114)	-0.2069*** (0.0659)	-0.1732 (0.1217)	-0.1598** (0.0768)
ln(ytrabaj)	0.0446*** (0.0098)	0.0939*** (0.0354)	0.1090** (0.0464)	-0.0113 (0.0083)	-0.0000 (0.0063)	-0.0110 (0.0294)	0.0297 (0.0200)	0.1134*** (0.0379)

ln(Extranjeros + 1)	-0.0027 (0.0017)	-0.0005 (0.0027)	-0.0003 (0.0015)	0.0002 (0.0006)	-0.0001 (0.0007)	-0.0039** (0.0019)	-0.0013 (0.0013)	-0.0041 (0.0030)
Hombres	0.0396 (0.1268)	0.4013* (0.2161)	0.0118 (0.0511)	-0.0063 (0.0083)	0.0146 (0.0291)	0.4450 (0.4415)	0.3399 (0.2972)	-0.3914 (0.2918)
Efectos espaciales totales (corto plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.5890*** (0.3111)	0.1029 (0.2299)	0.0246 (0.1765)	0.8408*** (0.0935)	0.2942** (0.1272)	-0.8993*** (0.2126)	-2.0154*** (0.3683)	-0.5905** (0.2479)
ln(ytrabaj)	0.2019*** (0.0448)	0.5121*** (0.1502)	1.1963*** (0.1620)	-0.2152*** (0.0785)	0.0019 (0.1484)	-0.0479 (0.1262)	0.3573*** (0.0671)	0.4195*** (0.1044)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0115* (0.0066)	-0.0025 (0.0142)	-0.0034 (0.0149)	0.0042 (0.0100)	-0.0018 (0.0148)	-0.0171** (0.0073)	-0.0138 (0.0088)	-0.0149 (0.0097)
Hombres	0.1944 (0.5593)	2.1887** (1.0504)	0.1571 (0.5104)	-0.1077 (0.1132)	0.6911 (0.4487)	1.9468 (1.8684)	4.0030** (1.9533)	-1.4006 (0.9472)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-2.5461*** (0.5264)	0.0885 (0.1964)	0.0279 (0.1974)	0.7869*** (0.0843)	0.2894** (0.1251)	-1.0946*** (0.2526)	-2.7735*** (0.4643)	-0.6709** (0.2784)
ln(ytrabaj)	0.3236*** (0.0749)	0.4370*** (0.1261)	1.3430*** (0.1876)	-0.2015*** (0.0736)	0.0019 (0.1456)	-0.0583 (0.1536)	0.4931*** (0.0931)	0.4768*** (0.1152)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0183* (0.0104)	-0.0022 (0.0121)	-0.0038 (0.0167)	0.0039 (0.0093)	-0.0017 (0.0145)	-0.0208** (0.0088)	-0.0189 (0.0118)	-0.0168 (0.0107)
Hombres	0.3162 (0.8940)	1.8681** (0.8908)	0.1793 (0.5722)	-0.1002 (0.1053)	0.6797 (0.4405)	2.3738 (2.2762)	5.5147** (2.6611)	-1.5752 (1.0457)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.9516*** (0.4530)	0.0201 (0.0473)	0.0031 (0.0282)	0.0437 (0.0270)	0.0063 (0.0115)	-0.6035*** (0.2159)	-0.4170 (0.3069)	-0.4669* (0.2447)
ln(ytrabaj)	0.2477*** (0.0625)	0.1035*** (0.0392)	0.1703** (0.0740)	-0.0110 (0.0081)	-0.0000 (0.0064)	-0.0322 (0.0863)	0.0715 (0.0503)	0.3312** (0.1296)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0152 (0.0106)	-0.0005 (0.0030)	-0.0005 (0.0024)	0.0002 (0.0006)	-0.0001 (0.0007)	-0.0114* (0.0058)	-0.0031 (0.0033)	-0.0123 (0.0096)
Hombres	0.2085 (0.7232)	0.4421* (0.2386)	0.0184 (0.0801)	-0.0061 (0.0081)	0.0147 (0.0294)	1.2949 (1.3073)	0.8176 (0.7358)	-1.1573 (0.9171)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-4.4978*** (0.8248)	0.1086 (0.2427)	0.0310 (0.2236)	0.8306*** (0.0923)	0.2957** (0.1278)	-1.6982*** (0.4290)	-3.1905*** (0.6397)	-1.1378** (0.4970)
ln(ytrabaj)	0.5713*** (0.1202)	0.5405*** (0.1588)	1.5133*** (0.2061)	-0.2126*** (0.0776)	0.0019 (0.1492)	-0.0905 (0.2384)	0.5646*** (0.1104)	0.8080*** (0.2219)

ln(Extranjeros + 1)	-0.0334 (0.0206)	-0.0027 (0.0150)	-0.0043 (0.0188)	0.0042 (0.0099)	-0.0018 (0.0148)	-0.0322** (0.0141)	-0.0220 (0.0142)	-0.0291 (0.0197)
Hombres	0.5247 (1.6048)	2.3102** (1.1093)	0.1977 (0.6461)	-0.1063 (0.1118)	0.6945 (0.4509)	3.6686 (3.5363)	6.3323** (3.1335)	-2.7325 (1.9151)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-443.6011	-2008.5029	-2110.5269	-1302.7352	-2314.7192	-1172.0393	-1254.6913	-1278.6162

Nota: * <0.1 ; ** <0.05 ; *** <0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas).

W: 5-nearest neighbors.

Fuente: Elaboración propia.



Tabla A. 7: Spatial Error Model (SEM) panel de efectos fijos. Variable dependiente: ln(Tasa Delitos + 1). W: 5-nearest neighbors.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Total DMCS	Robo Viola o Intimid.	Robo por Sorpresa	Homic.	Violac.	Lesiones	Robo con Fuerza	Hurtos
Main								
ln(ef. Policial +1)	-0.8013*** (0.2714)	0.0822 (0.1947)	-0.0214 (0.1681)	0.8051*** (0.0898)	0.2916** (0.1339)	-0.6221*** (0.1834)	-1.4187*** (0.3995)	-0.3737* (0.1953)
ln(ytrabaj)	0.1657** (0.0706)	0.4276*** (0.1355)	1.3402*** (0.1690)	-0.2088** (0.0813)	-0.0133 (0.1487)	-0.1653* (0.0980)	0.4428*** (0.0697)	0.3287*** (0.0999)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0117* (0.0066)	-0.0026 (0.0117)	-0.0045 (0.0140)	0.0036 (0.0100)	-0.0015 (0.0147)	-0.0160** (0.0068)	-0.0154* (0.0085)	-0.0102 (0.0073)
Hombres Comuna	-0.4968 (0.6456)	1.7226** (0.7946)	0.2443 (0.4645)	-0.1312 (0.1213)	0.6573 (0.6289)	0.5580 (1.3959)	3.4993* (1.8879)	-1.9993*** (0.4839)
Spatial: λ								
	0.3015*** (0.0334)	0.1775*** (0.0365)	0.0585 (0.0458)	0.0656* (0.0337)	0.0193 (0.0354)	0.2701*** (0.0409)	0.1041* (0.0608)	0.3158*** (0.0551)
Variance: σ^2								
	0.1159*** (0.0386)	0.6203*** (0.0558)	0.6946*** (0.0478)	0.2755*** (0.0213)	0.9028*** (0.0596)	0.2375*** (0.0557)	0.2618*** (0.0579)	0.2675*** (0.0562)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-597.4191	-2022.4555	-2115.2893	-1324.7711	-2338.9686	-1207.7334	-1281.9300	-1313.5839

Nota: * <0.1 ; ** <0.05 ; *** <0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas).

W: 5-nearest neighbors.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A. 8: Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbance (SAC) panel de efectos fijos. Variable dependiente: $\ln(\text{Tasa Delitos} + 1)$. W: 5-nearest neighbors.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Total DMCS	Robo Viola o Intimid.	Robo por Sorpresa	Homic.	Violac.	Lesiones	Robo con Fuerza	Hurtos
Main								
$\ln(\text{ef. Policial} + 1)$	-0.5587** (0.2260)	0.0993 (0.1832)	0.0043 (0.1508)	0.8081*** (0.0894)	0.2715** (0.1260)	-0.4264*** (0.1107)	-1.1407*** (0.3495)	-0.3293** (0.1484)
$\ln(\text{ytrabaj})$	0.1544*** (0.0390)	0.3449*** (0.0956)	1.0375*** (0.1293)	-0.2087** (0.0857)	-0.0112 (0.1185)	-0.0000 (0.0641)	0.2445*** (0.0419)	0.2223*** (0.0605)
$\ln(\text{Extranjeros} + 1)$	-0.0118** (0.0051)	-0.0014 (0.0112)	-0.0088 (0.0129)	0.0030 (0.0101)	-0.0012 (0.0141)	-0.0189*** (0.0062)	-0.0121 (0.0073)	-0.0100 (0.0065)
Hombres Comuna	-0.3847 (0.4904)	1.7546** (0.7731)	0.2008 (0.5050)	-0.1577 (0.1373)	0.7136 (0.6194)	0.4127 (1.0595)	2.4704 (1.6416)	-1.6577*** (0.3995)
Spatial:								
ρ	0.6985*** (0.0601)	0.4715*** (0.0764)	0.4133*** (0.0589)	-0.0878 (0.1466)	0.3390*** (0.1245)	0.6908*** (0.0407)	0.6608*** (0.0501)	0.6943*** (0.0515)
λ	-0.7458*** (0.1509)	-0.3986*** (0.1226)	-0.4441*** (0.0866)	0.1476 (0.1377)	-0.3754** (0.1757)	-0.7663*** (0.1209)	-0.8867*** (0.1402)	-0.7056*** (0.1064)
Variance: σ^2	0.1189*** (0.0291)	0.7266*** (0.0527)	0.8045*** (0.0485)	0.3429*** (0.0214)	1.0833*** (0.0633)	0.2390*** (0.0441)	0.2581*** (0.0414)	0.2763*** (0.0433)
Efectos espaciales directos (largo plazo)								
$\ln(\text{ef. Policial} + 1)$	-0.6294** (0.2561)	0.1119 (0.1979)	0.0103 (0.1605)	0.8144*** (0.0918)	0.2834** (0.1325)	-0.4816*** (0.1259)	-1.2633*** (0.3837)	-0.3683** (0.1682)
$\ln(\text{ytrabaj})$	0.1746*** (0.0413)	0.3578*** (0.0970)	1.0692*** (0.1242)	-0.2128** (0.0827)	-0.0167 (0.1180)	-0.0039 (0.0740)	0.2727*** (0.0431)	0.2506*** (0.0652)
$\ln(\text{Extranjeros} + 1)$	-0.0134** (0.0062)	-0.0003 (0.0112)	-0.0077 (0.0127)	0.0041 (0.0097)	0.0003 (0.0138)	-0.0210*** (0.0070)	-0.0129 (0.0082)	-0.0109 (0.0073)
Hombres Comuna	-0.4546 (0.5394)	1.8416** (0.7930)	0.1951 (0.5055)	-0.1590 (0.1346)	0.7244 (0.6183)	0.4520 (1.1941)	2.6963 (1.7965)	-1.9160*** (0.4619)
Efectos espaciales indirectos (largo plazo)								
$\ln(\text{ef. Policial} + 1)$	-1.1950** (0.4809)	0.1018 (0.1808)	0.0089 (0.1098)	-0.0493 (0.1088)	0.1482 (0.1118)	-0.8911*** (0.2491)	-2.0537*** (0.5410)	-0.6695** (0.2810)
$\ln(\text{ytrabaj})$	0.3381*** (0.0879)	0.2996** (0.1218)	0.7013*** (0.1444)	0.0104 (0.0300)	-0.0046 (0.0738)	-0.0063 (0.1432)	0.4564*** (0.1041)	0.4747*** (0.1367)
$\ln(\text{Extranjeros} + 1)$	-0.0287	-0.0001	-0.0052	0.0001	0.0007	-0.0400**	-0.0226	-0.0221

	(0.0198)	(0.0098)	(0.0088)	(0.0015)	(0.0082)	(0.0167)	(0.0165)	(0.0178)
Hombres	-0.8871	1.5624*	0.1181	0.0154	0.3966	0.7619	4.3392	-3.7659**
Comuna	(1.1264)	(0.8576)	(0.3365)	(0.0295)	(0.4353)	(2.2553)	(2.9483)	(1.4693)
Efectos espaciales totales (largo plazo)								
ln(ef. Policial +1)	-1.8245***	0.2138	0.0192	0.7651***	0.4316**	-1.3727***	-3.3169***	-1.0378**
	(0.7002)	(0.3741)	(0.2688)	(0.1475)	(0.2190)	(0.3561)	(0.8678)	(0.4357)
ln(ytrabaj)	0.5127***	0.6574***	1.7705***	-0.2024**	-0.0213	-0.0102	0.7291***	0.7253***
	(0.1123)	(0.1999)	(0.2076)	(0.0904)	(0.1859)	(0.2164)	(0.1297)	(0.1864)
ln(Extranjeros + 1)	-0.0421*	-0.0004	-0.0130	0.0042	0.0010	-0.0611***	-0.0355	-0.0329
	(0.0255)	(0.0209)	(0.0214)	(0.0093)	(0.0215)	(0.0232)	(0.0243)	(0.0247)
Hombres	-1.3417	3.4040**	0.3132	-0.1435	1.1210	1.2139	7.0356	-5.6819***
Comuna	(1.6452)	(1.5763)	(0.8366)	(0.1221)	(0.9966)	(3.4361)	(4.6763)	(1.8554)
N	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710	1710
Log Likelihood	-570.7611	-2016.9946	-2099.2632	-1324.5351	-2337.9357	-1168.6325	-1246.0544	-1283.9452

Nota: * <0.1 ; ** <0.05 ; *** <0.01

Errores estándar robustos entre paréntesis por cluster (comunas).

W: 5-nearest neighbors.

Fuente: Elaboración propia.

