



ASOCIACION ARGENTINA  
DE ECONOMIA POLITICA

ANALES | ASOCIACION ARGENTINA DE ECONOMIA POLITICA

# LIII Reunión Anual

Noviembre de 2018

ISSN 1852-0022

ISBN 978-987-28590-6-0

Capital Social, Capital Humano y Desempleo. Un  
análisis espacial para Latinoamérica

**Mena Andrés Sebastián**

# Capital Social, Capital Humano y Desempleo. Un análisis espacial para Latinoamérica

Andrés Sebastián Mena

Julio de 2018

## Abstract

Este trabajo analiza la relación entre Capital Social, Capital Humano y Desempleo en las 11 principales ciudades de Latinoamérica. A partir de un análisis espacial se encuentra que dentro de los modelos disponibles el que mejor explica esta relación es el SLM (Spatial Lag Model). Se observa que los individuos con menor intensidad en las Relaciones Vecinales tienen menor probabilidad de estar desempleados. También una relación negativa entre Desempleo y Niveles de Educación Altos. Se identificó un Spillover Espacial de Capital Social y Humano que implica un incremento de entre 8% y 14% de los efectos marginales estimados mediante métodos tradicionales.

---

\*Universidad Nacional de Tucumán / CONICET. Email: [asmena@face.unt.edu.ar](mailto:asmena@face.unt.edu.ar)

# 1 Introducción

Desde que Gary Becker (1975) popularizó el concepto de *Capital Humano* una amplia gama de modelos y trabajos empíricos han estudiado tanto el comportamiento de sus retornos en forma de diferencial salarial, así como su relación con otros aspectos referidos al mercado laboral tales como oferta laboral, demanda laboral, señalización y desempleo<sup>1</sup>. A mediados de los '80 y de la mano de sociólogos tales como Bourdieu, Putnam, y Coleman, el concepto de *Capital Social*<sup>2</sup> entró en escena para intentar explicar como las redes sociales y las relaciones institucionalizadas sirven de base para la reproducción de la vida en forma ampliada de los individuos y familias, siendo la cuestión laboral una de las funciones primordiales que se vería sustentada por esta forma de *Capital*. Coleman<sup>3</sup> teorizó incluso sobre la relación entre estas dos formas de capital, diciendo que una inversión en *Capital Humano* sin el suficiente *Capital Social* necesario para insertar sus habilidades dentro de la estructura social sería irrelevante dado que nunca podría ver los retornos de dicha inversión. A pesar de que estas teorías surgidas hace más de 30 años se volvieron muy populares, debido en parte a la falta de acuerdo sobre qué constituye el *Capital Social* y qué no, debido en parte a la dificultad de mensurarlo, existen a la fecha pocos estudios empíricos que den cuenta de la relación entre el mismo y outcomes laborales tal como existen para el *Capital Humano*. Este trabajo es un intento de aportar evidencia en esta línea, estudiando la relación que existe entre estas formas de capital y el desempleo, aplicado a las once principales ciudades de Latinoamérica para el año 2016, utilizando para dicho análisis herramientas desarrolladas por la rama de econometría espacial. El análisis espacial es de especial interés para estudiar estas relaciones dado que es esperable que existan efectos de spillover entre las diferentes formas de capital entre vecinos que no pueden ser captados mediante las técnicas de análisis tradicionales. Esperamos con ello obtener un mapa más preciso y comprender otras dimensiones de la relación entre *Capital Social*, *Capital Humano* y *Desempleo*.

La sección 2 resume los principales aportes a la teoría del *Capital Social*, así como sus aplicaciones al estudio su relación con el mercado laboral. Se presenta también una revisión de las técnicas econométricas desarrolladas para el análisis espacial. La sección 3 muestra una descripción general y espacial de los datos utilizados. Las secciones 4 y 5 detallan los modelos utilizados para el análisis así como sus resultados.

---

<sup>1</sup>Por una revisión comprensiva ver Mincer, J. (1989)

<sup>2</sup>"Social capital is the sum of the resources, actual or virtual, that accrue to an individual or a group by virtue of possessing a durable network of more or less institutionalized relationships of mutual acquaintance and recognition." Bourdieu et al (1991),pp.119

<sup>3</sup>If the human capital possessed by parents is not complemented by social capital embodied in family relations, it is irrelevant to the child's educational growth that the parent has a great deal, or a small amount, of human capital. (Coleman(1988),pp.110)

## 2 Estudios Previos

### 2.1 Capital Social

Durante las últimas dos décadas, el concepto de capital social se ha convertido en un término muy popular utilizado en ciencias sociales. Si bien se ha utilizado de varias maneras, las definiciones del capital social difiere según el campo de estudio. En la literatura sobre sociología y ciencias políticas, capital social generalmente se refiere a redes de relaciones sociales que se caracterizan por normas de confianza y reciprocidad (Bourdieu, 1993; Putman, Leonardi y Nanetti, 1993) y que conducen a resultados de beneficio mutuo (Lochner et al., 1999; Stone et al., 2003). Por ejemplo, Coleman definió el concepto clásico de que el Capital Social es una red de relaciones que "facilita ciertas acciones de los actores dentro de la estructura" (Coleman 1988, pp.98). El concepto incluye no solo relaciones horizontales informales y organizaciones jerárquicas verticales, sino también formaliza las relaciones y estructuras institucionales. Además de esta definición, los economistas enfatizan la contribución del capital social al crecimiento económico y al rendimiento, para individuos, comunidades y la economía agregada (por ejemplo, Chou 2006, Iyer, Kitson y Toh 2005). Algunos lo ven como relaciones económicas incrustadas en un nexo de actividades sociales, mientras que otros lo ven como redes. La referencia al "capital" sugiere que es un bien económico y no un don natural. El capital social debe ser construido a través de inversión y aumentado por el uso. Sin embargo, si bien el término capital social ganó una amplia difusión, también ha sido objeto de un gran debate sobre su definición precisa, especialmente entre los economistas (por ejemplo, Arrow 2000, Solow 2000). Actualmente no existe consenso sobre este tema, pero como es señalado por Durlauf (2002), las diferentes teorías subyacentes no parecen oponerse entre sí. Bourdieu (1985) descompone el capital social en dos elementos: la relación social en sí, y su cantidad y calidad. Si bien hay una variación considerable en las mediciones basadas en la red, la mayoría de los enfoques comparten la opinión de Bourdieu de que las medidas de capital social deben considerar tanto la estructura como el contenido de las redes. Stone (2001) proporciona una distinción clara entre estos dos conceptos. La estructura incluye tamaño y densidad, mientras que el contenido mide calidad y confianza dentro de la estructura. El presente estudio utilizará un concepto similar tratando de medir la intensidad de los vínculos sociales en diferentes círculos sociales (amigos, vecinos, familia) al mismo tiempo que intentará describir la calidad de la misma mediante el estudio del tipo de relaciones que establece con cada uno de los círculos sociales (dinero, cuidado, refugio, asociaciones, lazos afectivos). Finalmente se buscará trazar un mapa de como este forma de Capital, correlaciona con la probabilidad de estar desempleado.

## 2.2 Capital Social y mercado laboral

Ha habido un reconocimiento creciente entre los investigadores que usan el término "capital social" de que este puede tener diversos efectos en el mercado laboral. El capital social o su elemento clave - redes sociales - juega un papel importante papel en los procesos de matching del mercado laboral. El acceso al empleo y la movilidad a través de la carrera profesional puede ser facilitado por el capital social, aunque los investigadores no siempre lo conceptualizan explícitamente de esa manera. El papel del capital social en el mercado de trabajo ha sido ampliamente desarrollado en la literatura de sociología (por ejemplo, Lin (1999)), pero las aplicaciones empíricas son todavía limitadas. Debido en parte a las dificultades conceptuales en la cuantificación del capital social al igual que las limitaciones en las medidas de capital social disponibles en los datos existentes, hay pocos estudios sobre el efecto del capital social en los resultados del mercado laboral. La literatura económica existente ha analizado principalmente los efectos teóricos de las relaciones sociales en la participación laboral y los procesos de búsqueda de empleo dentro de los Modelos laborales de Matching (por ejemplo, Montgomery (1991); Cahuc y Fontaine (2002)). Se ha prestado especial atención a los problemas relacionados con los trabajadores y su movilidad en términos de situación laboral y salario (Calvó-Armengol y Zenou (2005)). De acuerdo con estos modelos teóricos, varios tipos y patrones de redes sociales conducen a mejorar la transición desde el desempleo al trabajo mediante la reducción del costo de búsqueda, tanto para posibles empleados como para empleadores, produciendo una mejor calidad de coincidencia de trabajo. A su vez, los modelos han sugerido que obtener propuestas laborales a través de la creación de redes está asociado con mayores tasas de aceptación (Holzer (1987)), mayor satisfacción laboral reportada (Granovetter (1995)) y menores tasas de abandono (Datcher (1983)), aunque no necesariamente salarios más altos (Granovetter (1995)) o nuevas externalidades (Fontaine (2003)). En el lado empírico, los estudios han examinado la eficiencia de la creación de redes en términos de encontrar un trabajo y la calidad de los empleos se mide principalmente por el salario. Los primeros trabajos de Granovetter (1973) han señalado que, si bien las redes sociales inmediatas (parientes y amigos cercanos) tienen un impacto en las transiciones laborales, los lazos débiles (relaciones distantes, por ejemplo, compañeros de trabajo) tienen efectos importantes tanto para las transiciones como para los salarios. En contraste, Montgomery (1992) muestra que la creación de redes tiene un impacto positivo en la transición laboral, pero esto no implica salarios más altos, incluso cuando se usan lazos débiles. En resumen, la evidencia sugiere que el capital social afecta los resultados del mercado laboral, identificándolo como una de las fuerzas impulsoras de las diferencias individuales en conjunción con el capital humano y los factores externos. Este trabajo busca contribuir en la línea empírica,

enfocándose en analizar la correlación entre Capital Social y Capital Humano con la probabilidad de estar desempleado.

### 2.3 Enfoque Espacial

De acuerdo a Herrera (2017) "*La econometría espacial es una rama econometrica dedicada al análisis de efectos espaciales en modelos de regresión en datos de corte transversal y de panel. Anselin (2010) ubica el nacimiento del area en el año 1979 producto de una serie de publicaciones que sentaron las primeras bases metodológicas (Bartels y Ketellapper, 1979; Bennett, 1979; Hordijk, 1979; Paelincky Klaassen, 1979).*". El enfoque general consiste en incluir la dimensión espacial (tradicionalmente en sentido geográfico pero no restringida a este tipo de espacio) dentro de los modelos econométricos mediante matrices de adyacencia  $W$  que indican distancias o contiguidad entre las observaciones. A partir de ello es posible evaluar si existe (1) dependencia o interacción espacial, generalmente entendida por su versión mas débil de autocorrelación espacial y (2) heterogeneidad espacial, que puede presentarse como heterocedasticidad o inestabilidad en los parámetros del modelo.

El método más utilizado para la estimación de este tipo de modelos es Máxima Verosimilitud, aunque Kelejian y Prucha (1998, 1999) y Lee (2003) impulsaron la estimacion mediante variables instrumentales (IV , Instrumental Variables) y el método generalizado de momentos (GMM, Generalized Method of Moments). Adicionalmente, en el libro de LeSage y Pace (2009) se resumen los aportes realizados para métodos de estimacion bayesiana.

Existen diferentes formas de modelar la dependencia espacial. Aunque cada forma de modelarla conlleva diferentes interpretaciones teóricas, muchas veces es complejo dirimir de forma empírica cual de estas es más apropiada para representar el proceso generador de datos. Las tres grandes posibilidades incluyen en modelar la dependencia espacial como un proceso i) SAR (Autoregresivo Espacial), lo cual implica que existe una dependencia entre la variable dependiente de cada observación con la de sus vecinos, ii) SLX (Rezago Espacial en las X), lo cual implica que existe una dependencia entre la la variable dependiente de la observación y las variable independientes de los vecinos, y iii) SEM (Modelo Error Espacial) donde la dependencia proviene del termino del error de los vecinos. El modelo más general detallado en la ecuación 1, suele denominarse Cliff-Ord e intenta incluir todos los efectos de forma conjunta, donde además de las variables independientes  $X$ , se utilizand como regresores los rezagos espaciales tanto para la variable dependiente ( $WY$ ) como para las variables independientes ( $WX$ ). Además, la ecuación 1, modela el término del error  $u$ , como un proceso en el que se incluye el rezago espacial del error de los vecinos  $Wu$  sumado a un término  $\epsilon$  que se distribuye de forma *i.i.d* ( $0, \sigma^2$ )

$$y = \rho W y + X\beta + WX\gamma + u \quad (1)$$

$$u = \lambda W u + \epsilon$$

Restringiendo los parámetros  $\rho = \lambda = \gamma = 0$  de la ecuación 1 volvemos al modelo *OLS*. Modelos intermedios surgen de restringir algunos de estos parámetros. Así por ejemplo si  $\lambda = \gamma = 0$  estamos frente al modelo SAR (Spatial Auto Regresive) también llamado SLM (Spatial Lag Model) por la literatura. Si  $\rho = \gamma = 0$  obtenemos el modelo SEM (Spatial Error Model) y si  $\rho = \lambda = 0$  surge el modelo SLX (Spatial Lag of X). De restringir tan solo uno de los parámetros podemos obtener el SDM ( $\lambda = 0$ ) conocido como modelo espacial de Durbin, el modelo de error espacial de Durbin SDEM ( $\rho = 0$ ) y el modelo SARAR ( $\gamma = 0$ ) que describe un proceso AR(1) espacial tanto en el error como en la variable dependiente. En general debido a dificultades en la interpretación de los parámetros espaciales cuando tienen signos opuestos, o a la identificación parcial de los modelos, no suelen estimarse de forma empírica los modelos SARAR y Cliff-Ord por lo que en este trabajo nos restringiremos a identificar la mejor especificación dentro de las 6 restantes.

### 3 Datos

Para analizar la relación entre la probabilidad de estar desempleado, el capital social y el capital humano utilizamos la encuesta realizada por la Cooperativa Andina de Fomento (CAF) para el año 2016<sup>4</sup>. La misma fue realizada en 10 países y 11 ciudades de Latinoamérica con un tamaño muestral de 12890 observaciones. Dado que nuestro objeto es estudiar el desempleo nos limitamos a trabajar con la PEA lo que nos deja con un tamaño muestral de 8837 observaciones. Un resumen de las principales variables de interés se detallan en la Tabla 1.

#### 3.1 Descripción General

##### 3.1.1 Especificación Extensa

La Tabla 1 nos dice que 14% de nuestra base se encuentra desempleada, 48,4% posee educación media (definida como el grupo que posee Secundario Completo, Terciario Completo e Incompleto o Universitario Incompleto), y 11,5% posee educación alta (definida como Universitario Completo y/o estudios de posgrado). Las variables *edum* y *edua* son nuestras indicadores de capital humano

<sup>4</sup>Disponible públicamente en <https://www.caf.com/es/temas/i/investigacion-para-el-desarrollo/encuesta-caf/>

medio y alto respectivamente. El resto de la población (alrededor del 40%) posee secundario incompleto o menos, y son nuestro grupo de referencia cuando incluimos *edum* y *edua* como dummies. La evaluación del Capital Social es especialmente compleja debido en parte a la dificultad teórica de estructurarlo en un índice que lo resuma. Por ello proponemos dos formas de observarlo y evaluar su correlación con la desocupación. La primera es la propuesta *Extensa* y consiste en desglosar el módulo de Capital Social de la encuesta CAF en una serie de Variables Dicotómicas. De esta forma *asovec* toma el valor 1 si el encuestado participa en alguna organización vecinal; *simbarr*, *simcity*, y *simvec* toman respectivamente el valor 1 si el encuestado *lamentaría* mudarse de barrio, de ciudad o *lamentaría* que se muden sus vecinos. Por su parte, *nombarr*, *nomcity*, y *nomvec* toman valor 1 si el encuestado *No lamentaría* mudarse de Barrio o Ciudad, o *No lamentaría* que se muden sus vecinos. Estas son dummies que indican la diferencia entre las respuestas indicadas y una respuesta neutra respecto de cada escenario. Las variables *dinv*, *dina*, *dinn* toman el valor 1 si el encuestado le pediría prestado dinero a un vecino, a un amigo o a nadie respectivamente. La categoría base y la más numerosa para esta pregunta es la familia (alrededor del 80% de las personas le pediría prestado a un familiar). De manera similar se encuentran estructurados *cuidv*, *cuida* y *cuidn* respecto de si cuentan con alguien que pueda cuidar de sus hijos mientras trabajan, y *refuv*, *refuay* *refun* respecto de si tienen alguien para pedir refugio en caso de necesitarlo. Por último contamos con un set de variables de control, no detalladas en la tabla, pero que incluyen datos demográficos<sup>5</sup>, datos de clasificación<sup>6</sup> y datos de la vivienda<sup>7</sup>

### 3.1.2 Especificación Compacta

La especificación alternativa contempla un intento de conceptualizar el capital social en tres grandes círculos de relaciones (Vecinos, Amigos y Familia) y medir la intensidad de los lazos de los individuos con cada uno de estos círculos.

Dado que la variable Familia es la más numerosa como se indicó antes, la utilizamos como baseline y definimos la variable *nadie* para representar la ausencia de vínculos. La misma tiene 0 como valor mínimo y se presenta cuando el individuo cuenta con amigos, vecinos o familia que puedan darle asistencia en forma simultánea en las tres dimensiones observadas (dinero, cuidado y refugio). Encambio *nadie* toma el valor máximo 3 si no cuenta con asistencia de *ninguno* de los círculos sociales para *ninguna* de las dimensiones observadas.

<sup>5</sup>sexo, edad, estado civil, si tiene hijos, si es jefe de familia, ciudad en la que vive, si es extranjero, si nació en otra ciudad

<sup>6</sup>si tiene dni, heladera, tv, celular, pc, microondas, lavarropas, lavaplatos, aire acondicionado

<sup>7</sup>si tiene asfalto, calle de tierra, alumbrado, vereda, tipo de vivienda, cantidad de pisos del edificio



Las variable *amigo* toma valores entre 0 y 3 también. Si *amigo* toma el valor 0 significa que el individuo no pediría refugio, dinero ni cuidado a *ninguno* de sus amigos. Si encambio toma el valor 3 significa que pediría las tres cosas a sus amigos.

La variable *vecino* toma valores entre 0 y 8. Una persona que tiene valor 0 significa que no participa en ninguna asociación vecinal, no le pediría dinero, ni refugio, ni cuidado a un vecino, a su vez que *No lamentaria* mudarse de barrio ni que sus vecinos se muden de barrio. Una persona que toma el valor 8 implica que participa en una asociación vecinal, podría pedirle dinero, cuidado y refugio a un vecino y *lamentaría* mudarse de barrio o que su vecino lo haga. Los valores medios pueden surgir de combinaciones de cualquiera de estas respuestas, todas ponderadas con la misma intensidad.

Table 1: Summary statistics

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
<i>V. Dependiente</i>					
deso	8837	.14		0	1
<i>Capital Humano</i>					
edum	8837	.484		0	1
edua	8837	.115		0	1
<i>Capital Social - Extenso</i>					
asocvec	8837	.168		0	1
simbarr	8837	.516		0	1
simcity	8837	.564		0	1
simvec	8837	.285		0	1
nombarr	8837	.333		0	1
nomcity	8837	.293		0	1
nomvec	8837	.46		0	1
dinv	8837	.035		0	1
dinn	8837	.092		0	1
dina	8837	.149		0	1
cuidn	8837	.107		0	1
cuida	8837	.085		0	1
cuidv	8837	.029		0	1
refun	8837	.081		0	1
refua	8837	.113		0	1
refuv	8837	.024		0	1
<i>Capital Social - Compacto</i>					
vecino	8837	2.265	1.593	0	8
amigo	8837	.348	.726	0	3
nadie	8837	.279	.699	0	3

### 3.2 Descripción por Ciudades

La tabla 4 del Apéndice A muestra la media de cada variable y el número de observaciones disponibles para cada una de las 11 ciudades dentro de la muestra<sup>8</sup>.

La variable dependiente de interés que mide la desocupación *desoc* muestra gran variabilidad entre ciudades. En ciudades como La Paz, y Quito la tasa de desocupación muestral es de alrededor del 5% mientras que en las ciudades de Brasil (S. Pablo, Fortaleza) esta asciende a valores alrededor del 25%.

El *Capital Humano* muestra variabilidad también entre ciudades. Para el caso de Fortaleza, tan solo un 2,8% de la muestra tiene educación *alta* mientras que en Panamá esta asciende al 24,8%. En educación media el mínimo valor se presenta en Montevideo con un 35% y el máximo es 72,8% en Lima.

El *Capital Social* analizado en su forma compacta es de especial interés en este análisis cross section, porque refleja las diferencias culturales entre regiones respecto del tipo y calidad de relaciones sociales. Así por ejemplo podemos concluir que en La Paz es el lugar donde más intensas son las relaciones vecinales, mientras que en Montevideo es donde menos. Buenos Aires y Bogotá encabezan el ranking de relaciones con amigos, siendo relativamente menos intensas en Caracas y La Paz. Por último, en San Pablo las redes sociales muestran ser especialmente débiles, dado que la variable *nadie* toma el valor de .606 en media, mientras que en segundo lugar y muy alejado se encuentra Quito con un valor de .361. Las ciudades con menor nivel de aislamiento social son Fortaleza y Panamá con valores medios de 0.133 y 0.188 respectivamente.

Respecto de las variables que representan el *Capital Social* en su forma extensa podemos destacar que en La Paz la proporción de individuos que participan en asociaciones vecinales de algún tipo es especialmente alta. En San Pablo en cambio, la proporción de personas sin nadie a quien pedirle prestado dinero, ni a quien pedirle asistencia con el cuidado de hijos.

### 3.3 Descripción Espacial

La Figura 1 muestra la ubicación geográfica de las 11 ciudades donde CAF realizó la encuesta. Las Figuras 2, 3 y 4 muestran la distribución espacial de las observaciones. Con rojo se indican las personas desempleadas y con azul las ocupadas.

En general no se observan patrones claros de agrupamiento de los desempleados por áreas geográficas por lo que es necesario realizar un análisis estadístico más preciso con el objeto de determinar si existen.

---

<sup>8</sup>Buenos Aires, La Paz, San Pablo, Fortaleza, Bogotá, Quito, Lima, Montevideo, Caracas, Panamá, Ciudad de México



Figure 1: Ciudades Latinoamericanas encuestadas

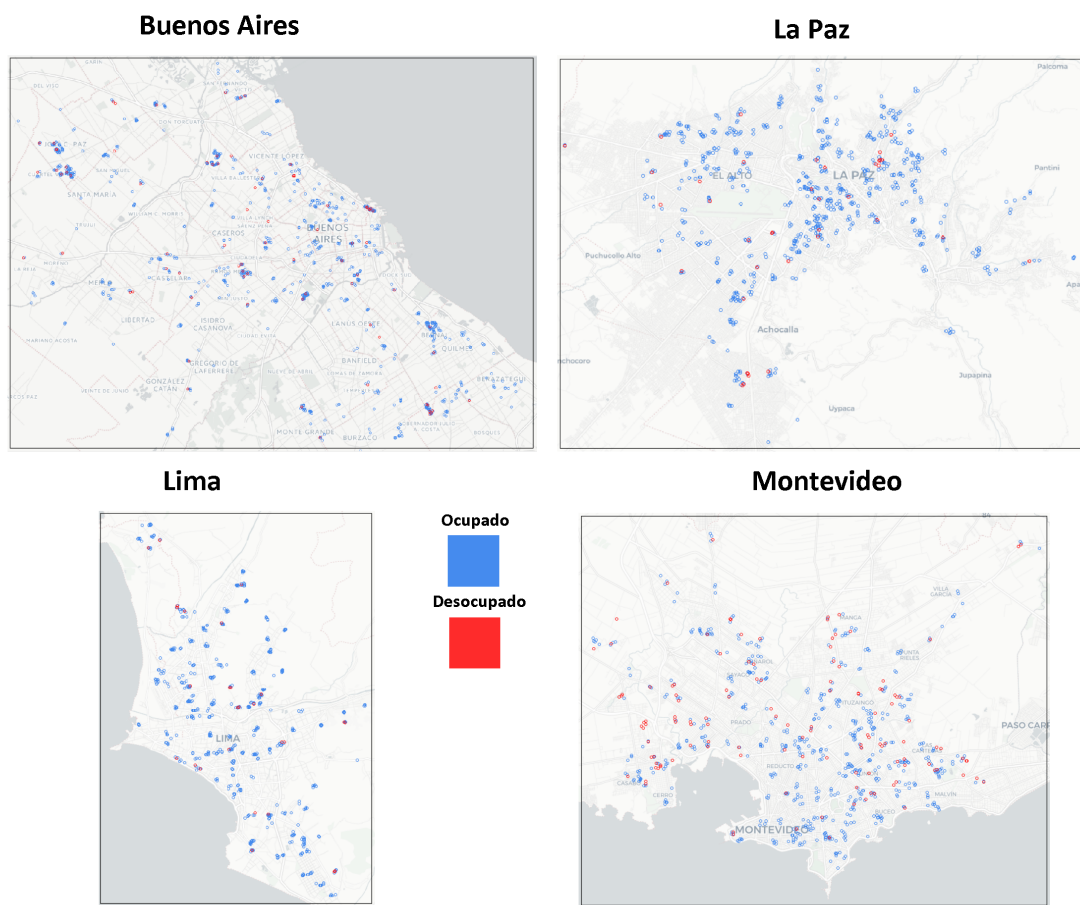
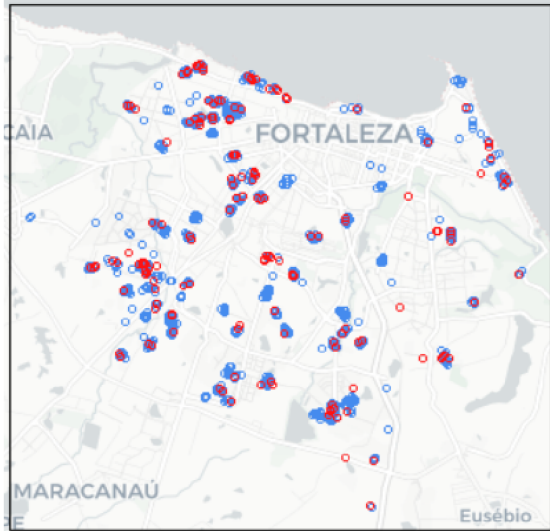
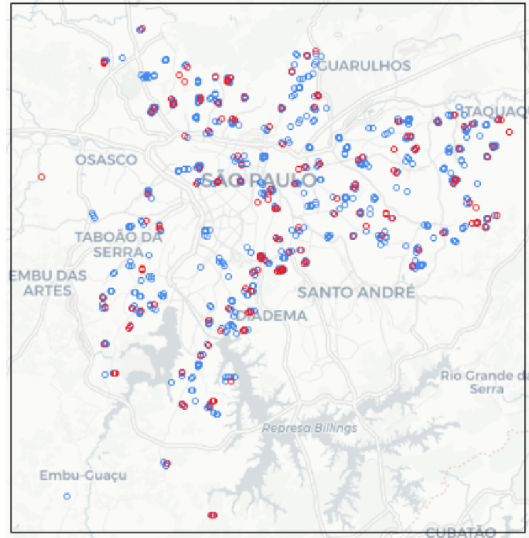


Figure 2: Desempleo Buenos Aires, Lima, La Paz, Montevideo

### Fortaleza



### Sao Paulo



### Caracas

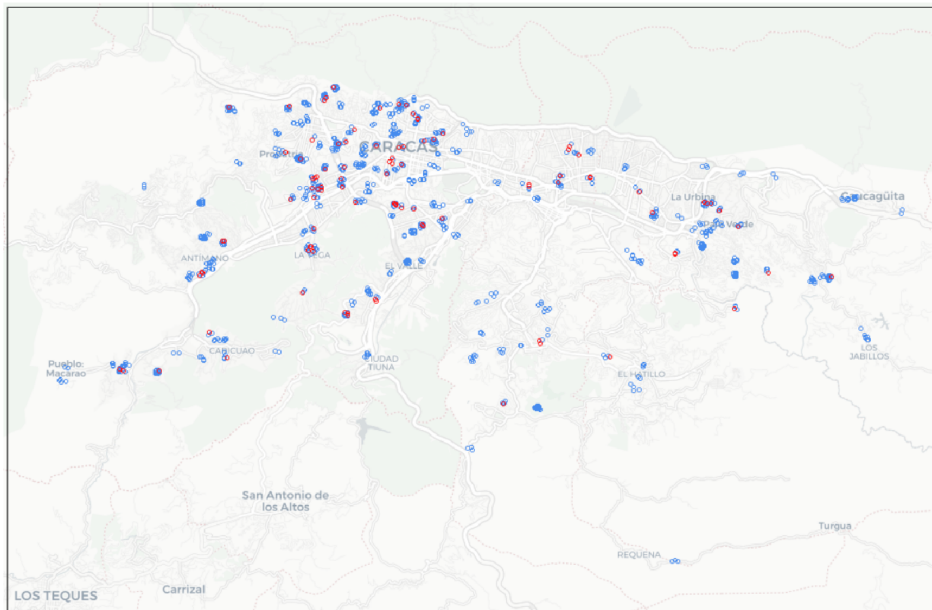
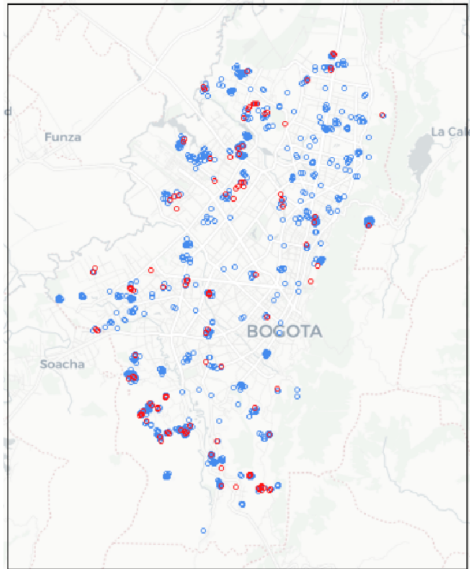
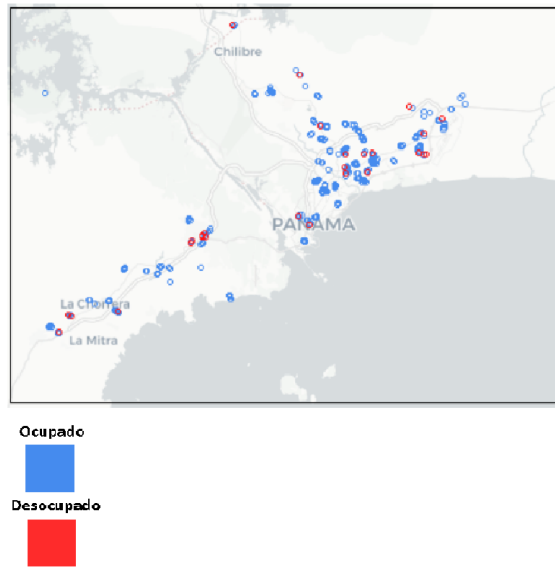


Figure 3: Desempleo Fortaleza, Sao Paulo, Caracas

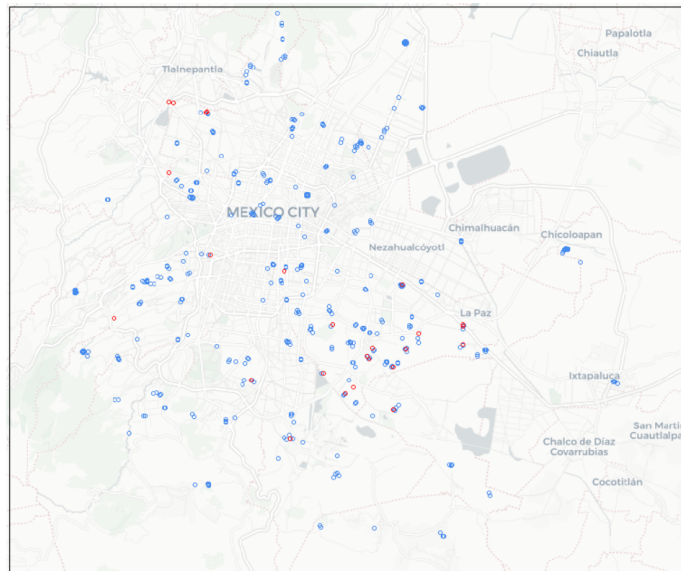
### Bógota



### Panamá



### México



### Quito

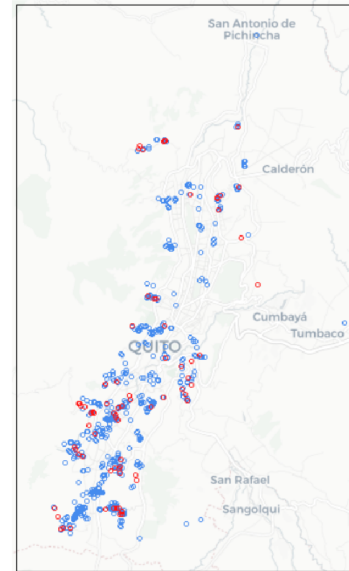


Figure 4: Desempleo Bogotá, Panamá, México, Quito

## 4 Modelos

La especificación básica que deseamos estimar consiste en un modelo de probabilidad lineal en el que nuestra variable dependiente es la tasa de desocupación (o probabilidad de estar desempleado). Las variables explicativas son las variables dummy *edum* y *edua*, las cuales representan la dimensión de Capital Humano e indican la diferencia de medias entre aquellos que tienen educación media y alta respecto de aquellos que tienen un nivel educativo bajo (secundario incompleto o menos). A partir de acá proponemos dos especificaciones alternativas para captar el efecto del Capital Social en la probabilidad de estar desempleado. La primera consiste en un set de tres variables *vecino*, *amigo* y *nadie* las cuales miden la intensidad de los vínculos con los vecinos y amigos, o si en cambio no cuentan con vínculos que puedan asistirlos. Para evitar problemas de multicolinealidad se excluyen los vínculos con familiares que sirven de base cuando *nadie*, *vecinos* y *amigo* toman el valor 0 de forma simultánea. La especificación alternativa para Capital Social consiste en un set de 16 variables dummy detalladas en la tabla 1. En ambas especificaciones utilizamos un set de variables de control que incluyen *Datos Demográficos*, *Datos de Clasificación* y *Datos de la Vivienda*. El modelo OLS entonces tendrá la forma detallada en la ecuación 2:

$$d = X\beta + C\eta + \epsilon \quad (2)$$

Donde  $d$  es la probabilidad de estar desempleado,  $X$  es el set de variables explicativas según la especificación definida,  $C$  es el set de variables de control, y  $\epsilon$  el error ideosincrático.

Para incorporar la dimensión espacial estimaremos cinco modelos alternativos y evaluaremos cuál se ajusta mejor a la estructura de nuestra información. El primero modelo será un modelo espacial autoregresivo SAR representado en la ecuación 3

$$d = \rho Wd + X\beta + C\eta + \epsilon \quad (3)$$

A lo ya especificado en el modelo OLS se agrega la matriz de adyacencia  $W$  que representa 10 vecinos más cercanos multiplicada por la variable dependiente  $d$ . El coeficiente  $\rho$  estima el signo y magnitud del efecto espacial autoregresivo.

El modelo 4 es un SEM, en el que la dependencia espacial se introduce por medio del término del error y  $\lambda$  mide el signo y magnitud del efecto espacial en el término de error.

$$d = X\beta + C\eta + u \quad (4)$$

$$u = \lambda Wu + \epsilon$$

El modelo 5 es el modelo SLX, el cuál a la estimación OLS le agrega un vector de rezagos espaciales  $WX$  como variables explicativas.

$$d = X\beta + WX\gamma + C\eta + \epsilon \quad (5)$$

Los modelos 6 y 7 son las especificaciones SDM y SDEM respectivamente, los cuáles agregan el vector de rezagos espaciales  $WX$  a los modelos SAR y SEM.

$$d = \rho Wd + X\beta + WX\gamma + C\eta + \epsilon \quad (6)$$

$$d = X\beta + WX\gamma + C\eta + u \quad (7)$$

$$u = \lambda Wu + \epsilon$$

## 5 Resultados

### 5.1 Estimación

Estimamos los modelos 2 a 7 mediante el Método de Máxima Verosimilitud. Los resultados tanto para el *Modelo Compacto* como para el *Modelo Extenso* se presentan respectivamente en las tablas 7 y 8 del apéndice. Dichas tablas también muestran criterios para la selección de modelos, en especial los test de multiplicadores de lagrange (LM) que nos permiten utilizar la estrategia de lo particular a lo general, contrastando el más restringido (OLS) con los modelos SLM y SEM, y de la misma forma podemos contrastar el modelo SLX con los modelos SDM y SEM. Combinados con el criterio de información de Akaike (aic), dichos test nos dicen que la inclusión de la dimensión espacial es significativa y que deberíamos optar entre los modelos SLM y SDM. Utilizamos además la estrategia de lo general a lo particular, es decir desde los modelos más complejos hacia los más restringidos, basándonos para ello en los test de ratios de verosimilitud para modelos anidados (LR test). Los resultados se presentan en las tablas 9 a 11 incluidas también en el apéndice. Este criterio nos dice que dentro de los modelos estimados, el que mejor explica nuestros datos es el SLM. Los resultados se presentan en la tabla 2

En su versión compacta, los modelos *OLSc* y *SLMc* coinciden en que solo las variables *vecino*



y *edua* son significativamente distintas de 0, ambas asociadas negativamente con la probabilidad de estar desempleado e indicando que mayor intensidad en las relaciones vecinales y educación alta están asociadas con menor probabilidad de estar desempleado. También existe coincidencia en los signos en todos los coeficientes, y una remarcable estabilidad en el valor de los mismos. Dado que para el modelo SLM el valor del coeficiente autoregresivo espacial  $\lambda$  es positivo y significativo no podemos interpretar los coeficientes como efectos marginales de forma directa, sino que requieren de una estimación que es presentada en la tabla 3. Podemos afirmar sin embargo que la presencia de mayores niveles de desempleo en los vecinos están asociadas con mayores niveles de desempleo en los individuos, incluso luego de controlar por todas las variables del modelo. Evaluamos si existe alguna forma de complementariedad entre las formas de *Capital* pero ninguna de las interacciones resultan significativas.

La tabla 2 también muestra los resultados de la especificación extensa. Al contrastarlo con la especificación compacta es también destacable la estabilidad de los parámetros asociados al *Capital Humano* y del coeficiente autoregresivo espacial  $\lambda$  siendo estos muy similares. Esto nos habla por un lado de la robustez de las estimaciones, probablemente debido a la cantidad de controles incluidos y al gran número de las observaciones, pero también es algo esperable dado que la versión compacta del modelo no es más que una agregación de las variables incluidas en la versión extensa. Esta especificación coincide en que *edua* y  $\lambda$  son significativos y con los mismos signos y magnitudes que en la especificación compacta, pero además tanto en su versión *OLSe* como en *SLMe* nos dicen que *simbar*, *nombar*, *simvec* y *refuv* son positivas y significativas, mientras que *dinn* es negativa y significativa. El resto de las 16 variables dicotómicas que representan el capital social no muestran ser significativas.

De las variables significativas *dinn*, *nomvec* y *nombarr* tienen el signo esperado y son consistentes con los modelos de capital social, al decirnos que no tener a quien pedirle dinero prestado, o *No se Lamentarian* por mudarse de barrio o por la mudanza de sus vecinos (a priori un indicador de lazos vecinales menos intensos) se encuentran asociados con mayores probabilidades de estar desempleado. Encambio *simbarr*, y *refuv* tienen signo negativo, indicando que *lanmetarse* por tener que mudarse de barrio por un lado y contar con sus vecinos para obtener refugio por el otro (ambos indicadores a priori de mayores lazos vecinales y por ende mayor capital social) están asociados con mayores probabilidades de estar desempleados. Estos resultados se contradicen con los encontrados en la especificación compacta, siendo evidencia de que en conjunto la variabilidad de las otras variables resumidas en *vecino* (incluso las no significativas en el modelo extenso) resultan más importantes a la hora de definir el sentido de la relación *Capital Social Vecinal-Desempleo*. Una explicación posible a la contradicción aparente de *simbarr* y *nombarr*, ambas con

signo positivos y definidas como la diferencia de medias respecto de una variable de base que surge de indicar la opción *Ni de Acuerdo, ni en Desacuerdo* a la afirmación "*Ud. Lamentaria Mucho mudarse de este Barrio*", es que esta pregunta no solo estaría captando el *Capital Social* de los individuos, sino además la predisposición a la movilidad espacial de las personas en general, en general asociada de forma negativa con el desempleo en el sentido de que menor predisposición a mudarse se corresponde con mayores niveles de desempleo. Respecto de la correlación positiva de *refuv* con el desempleo, no tenemos una hipótesis que la explique, pero la misma muestra ser robusta para a la inclusión de diversos controles disponibles en la base, por lo que abre las puertas para futuras investigaciones que puedan explicarla.

## 5.2 Efectos Marginales

A diferencia del modelo OLS donde el valor de los coeficientes estimados  $\beta$  se corresponden con el efecto marginal de las variables independientes en la probabilidad lineal, en un modelo de rezagos espaciales SLM el valor de los coeficientes solo constituyen los *Efectos Marginales Directos* de las variables independientes en la probabilidad de desempleo. Existe además un efecto de spillover, llamado *Efecto Marginal Indirecto*, que proviene de las variables independientes de los vecinos, con una cadena que implica que si:

- i) Mayor *Capital Social* esta asociado con menor probabilidad individual de desempleo y,
- ii) Dado  $\lambda > 0$ , menores probabilidades de desempleo en los vecinos, estan asociadas a menor probabilidad individual de desempleo

Entonces, surge un efecto de segundo orden, a partir de la interacción de  $\lambda$  y  $\beta$ , que implicará que mayor *Capital Social* de los vecinos esté asociado de forma indirecta con menor probabilidad de estar desempleado del individuo. Dejando de lado momentaneamente los controles  $C$  del modelo SLM presentado en la ecuacion 3 tenemos:

$$d = \rho W d + X\beta + \epsilon \quad (8)$$

$$d(I - \rho W) = X\beta + \epsilon$$

Dado que  $\rho \in (0, 1)$  podemos escribir:

$$d = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1} \epsilon$$

Table 2: Modelos OLS y SLM bajo Especificación Compacta y Extensa

	(1) OLSc	(2) OLSe	(3) SLMc	(4) SLMe
<i>C. Social - Compacto</i>				
vecino	-0.0068***		-0.0068***	
amigo	-0.0036		-0.0038	
nadie	0.0010		0.0012	
<i>Interacciones</i>				
edum*vecino	0.0057		0.0056	
edum*amigo	-0.0015		0.0002	
edum*nadie	0.0032		0.0029	
edua*vecino	0.0079		0.0072	
edua*amigo	0.0104		0.0117	
edua*nadie	-0.0082		-0.0082	
<i>C. Social - Extenso</i>				
asocvec		0.0019		0.0017
simbarr		0.0275**		0.0276**
simcity		-0.0007		-0.0009
simvec		-0.0136		-0.0134
nombarr		0.0366***		0.0366***
nomcity		-0.0043		-0.0046
nomvec		0.0174*		0.0171*
dinv		-0.0028		-0.0039
dinn		-0.0284*		-0.0288*
dina		-0.0171		-0.0173
cuidn		0.0158		0.0157
cuida		0.0072		0.0058
cuidv		-0.0074		-0.0068
refun		0.0145		0.0154
refua		-0.0011		-0.0002
refuv		0.0569**		0.0561**
<i>C. Humano</i>				
edum	-0.0105	-0.0101	-0.0097	-0.0094
edua	-0.0417***	-0.0415***	-0.0393***	-0.0392***
lambda			0.128*** (0.022)	0.127*** (0.022)
Indice Moran	6.006***	6.046***		
LM (Lag)	36.20***	35.75***		
R.LM (Lag)	6.38***	4.92***		
LM(Error)	31.45***	31.74***		
R.LM(Error)	1.64**	0.91**		
Observations	8837	8837	8837	8837
Log-likelihood	-2761.00	-2747.56	-2745.21	-2731.95
aic	5614.00	5613.12	5586.41	5585.91
bic	5939.99	6031.23	5926.57	6018.20

\* p &lt; 0.1, \*\* p &lt; 0.05, \*\*\* p &lt; 0.01. Standard errors in parentheses.

si se cumple el supuesto errores independientes  $E(\epsilon|X) = 0$

$$E(d|X) = (I - \rho W)^{-1} E(X)\beta$$

Por lo que los *Efectos Marginales* serán:

$$\begin{aligned}\overline{M}_{total} &= (I - \rho W)^{-1}\beta \\ \overline{M}_{Directo} &= tr[(I - \rho W)^{-1}] \frac{\beta}{n} \\ \overline{M}_{Indirecto} &= \overline{M}_{total} - \overline{M}_{Directo}\end{aligned}$$

La tabla 3 muestra las estimaciones de los *Efectos Marginales*. Las dos primeras columnas muestran los resultados de los efectos para las variables significativas de las especificaciones compacta y extensa respectivamente. Mientras que las dos ultimas columnas muestran la diferencia en terminos absolutos y porcentuales de dichos efectos respecto de los efectos estimados con el modelo *OLS*. Esta estimación nos dice que mediante *OLS* estaríamos subestimando los efectos marginales en alrededor del 14% para el caso de las variables del *Capital Social* y en poco más de un 8% para la educación alta. Podemos concluir también que bajo la especificación compacta, un individuo con lazos vecinales muy intensos ( $vecino = 8$ ) en promedio tendra un probabilidad de  $-6,24$  puntos porcentuales de encontrarse desempleado, mientras que poseer un nivel de educación alta (universitario completo o superior), se corresponde con  $-4,5$  puntos porcentuales. Teniendo en cuenta que la probabilidad no condicionada de desempleo de esta muestra es 14% consideramos que los efectos encontrados mediante el canal *vecino* son muy relevantes.

### 5.3 Estimación por Ciudades

La tabla 5 del Apéndice A muestra la estimación ciudad a ciudad de nuestra especificación compacta. Lo primero que notamos es una marcada heterogeneidad entre ciudades. Respecto del *Capital Social*, la variable significativa en el agregado *vecino* solo lo es en las ciudades de Buenos Aires, La Paz, San Pablo y Fortaleza. En todas el signo es negativo tal como esperamos segun la teoría y como fue estimado en el agregado. En el resto de las ciudades no llegan a evidenciarse resultados distintos de 0. Otra variable que muestra ser significativa al analizarla ciudad a ciudad es *nadie*, pero solo para las ciudades de La Paz, Caracas y Panamá. En las dos primeras *nadie* tiene el signo positivo esperado, al indicar que mayor nivel de aislamiento respecto vínculos que puedan asistirlos con el *cuidado de niños*, *dinero* o *refugio* está asociado con mayores probabili-

Table 3: Efectos Marginales Modelo SLM

	<i>Efectos Marginales</i>		<i>Diferencias</i>	
	(3) SLMc	(4) SLMe	(3)-(1) SLMc-OLSc	(4)-(2) SLMe-OLSe
<i>Efecto Directo</i>				
vecino	-0.0068			
simbarr		0.0275		
nombarr		0.0366		
nomvec		0.0171		
dinn		-0.0288		
refuv		0.0561		
edua	-0.0393	-0.0392		
<i>Efecto Indirecto</i>				
vecino	-0.0010			
simbarr		0.0040		
nombarr		0.0535		
nomvec		0.0250		
dinn		-0.0042		
refuv		0.0082		
edua	-0.0058	-0.0057		
<i>Efecto Total</i>				
vecino	-0.0078		-0.0010 (14.07%)	
simbarr		0.0316		0.041 (14.88%)
nombarr		0.0419		0.0053 (14.57%)
nomvec		0.0196		0.0022 (12.81%)
dinn		-0.0330		-0.0046 (16.11%)
refuv		0.0643		0.0074 (12.95%)
edua	-0.0451	-0.0450	-0.0034 (8.21%)	-0.0035 (8.35%)

Entre parentesis % diferencia respecto OLS: (SLM-OLS)\*100/OLS

dades de estar desempleado. Para el caso de Panamá sin embargo el signo del coeficiente de *nadie* es negativo indicando lo opuesto. En el agregado el efecto de estas ciudades se anula, resultando en un resultado no significativo como lo vimos en la tabla 2. La variable amigo no mostro significatividad para ninguna ciudad.

La relacion entre *Capital Humano* y desempleo también muestra heterogeneidad entre ciudades. La eduación media muestra no ser significativa para ninguna ciudad salvo para Montevideo. Evidenciando que en esta ciudad tener secundario completo esta asociado con menores probabilidades de estar desempleado respecto de las personas que no lo lograro. A su vez, educarse por encima de ese nivel no aporta un diferencial significativo en la probabilidad de desempleo. En San Pablo, Bogotá y Caracas, solo la educación alta muestra ser un diferencial, con signo negativo tal cual es esperado. En el resto de las ciudades ninguna de las variables es significativas.

El coeficiente  $\lambda$  es significativo y positivo en 5 ciudades, y no lo es en Buenos Aires, San Pablo, Fortaleza, Lima, Caracas y Panamá. En La Paz este toma un valor de 0.3279, más del doble de los 0.125 estimados en el agregado, siendo esto un reflejo de que la concentración espacial del desempleo es mucho más marcada en esta ciudad que en el resto de las capitales Latinoamericanas. En Quito obtenemos el menor nivel significativo con un valor de 0.1626. En ciudades como Quito o Mexico sin embargo,  $\lambda$  es la unica variable significativa, por lo que posiblemente para estas ciudades utilizar un modelo *SEM* sería más apropiado dado que el coeficiente  $\lambda$  parecería estar captando el efecto de variables omitidas en nuestro modelo con algún tipo de dependencia espacial.

La tabla 6 repite el ejercicio por ciudades pero esta vez para la especificación extensa. Como es de esperarse, tanto para el *Capital Humano* como para el análisis espacial las conclusiones son idénticas a las de la tabla 5. Respecto del *Capital Social* Buenos Aires y San Pablo no muestran ninguna variable significativa, a pesar de que ambas en el modelo compacto nos informaban que *vecino* era relevante para explicar la variabilidad del desempleo. La conclusión sobre esto es que la desagregación por ciudades, y por variable, resta poder a los test-t no pudiendo de esta forma distinguir entre efectos significativos y ruido. Respecto del modelo agregado para toda la base, la variable *simbarr* positiva en el agregado, muestra ser significativa para Panamá y Bogotá unicamente, siendo negativa para Panamá y positiva par Bogotá. Esto podría coincidir con nuestra hipótesis de que dicha variable capta dos efectos relacionados de manera opuesta con el desempleo (*Capital Social Vecinal*), *Reticencia a la Movilidad*), sinedo dominante alguna de estas en diferentes ciudades. *Nombarr* es solo significativa para La Paz y Bogotá, en ambas con signo

negativo, tal como lo encontramos en el agregado y como lo esperamos con la teoría del *Capital Social*. *Nomvec* positiva y significativa en el agregado, no lo es al analizarse ciudad a ciudad. *Dinn* es solo significativa para Fortaleza, negativa al igual que en el agregado, mientras que *refuv* positiva en el agregado muestra comportarse de la misma forma en Bogotá y México, mientras que en el resto de las ciudades no es distinta de 0. Variables que muestran ser significativas en 4 ciudades a pesar de que no lo son en el agregado son las de *cuidado de niños*. *Cuidv* que indica la presencia de lazos vecinales para brindar asistencia con el cuidado de niños, no es significativa en el agregado, pero en Montevideo y Bogotá estas son negativas y significativas, mientras que en Lima y México son positivas. La conclusión es que en el agregado estos efectos se cancelan, dejando la variable sin significancia. Nos queda aun formular una hipótesis que nos permita indagar porque en Lima y México la mayor probabilidad de estar desempleado podría estar asociado con la presencia de lazos vecinales para el cuidado de niños. *Cuidn* indica que no existen lazos sociales algunos capaz de brindar asistencia con el cuidado de niños. Esta tampoco es significativa en el agregado, sin embargo al analizar ciudad a ciudad notamos que es significativa y con el signo esperado para Fortaleza, Quito y Caracas, indicando que no tener posibilidad de ayuda para el cuidado de niños esta asociado con mayores probabilidades de desempleo. En Bogotá encambio, esta correlación es negativa. Bogotá muestra entonces ser un caso atípico en cuanto a lo esperado según la teoría del capital social, y en algunos casos al resto de las ciudades, en su comportamiento en cuanto a las variables de *refugio* y *cuidado*, y también es la ciudad donde las relaciones de amistad son más intensas. Analizar con mayor detalle las características culturales que caracterizan a esa ciudad en busca de hipótesis que explique estos resultados sería una posible extensión.

## 6 Conclusiones

En base en la encuesta Realizada por CAF en 11 ciudades latinoamericanas a 12890 hogares durante el año 2016 se estudió la relación que existe entre el *Capital Social*, *Capital Humano* y la probabilidad de estar desempleado. Se estimó para ello seis modelos espaciales bajo dos especificaciones de *Capital Social* diferentes ( *Extensa* y *Compacta*). Mediante test de Multiplicadores de Lagrange y Ratio de Verosimilitud se determinó que el modelo más apropiado para describir los datos en su forma agregada es el *SLM*(Modelo de Rezagos Espaciales o Autoregresivo Espacial). Con el objetivo de analizar heterogeneidades en la muestra se estimaron luego los modelos *SLM* para cada una de la ciudades en forma independiente. Podemos resumir las principales conclusiones en que:

- Un nivel de educación alto (universitario completo o más) está asociado con menores prob-

habilidades de estar desempleado respecto de personas con nivel de educación bajo (secundario incompleto o menos).

- Un nivel de educación medio (secundario completo, Univ incompleto y Terciario completo e Incompleto) no implica un diferencia respecto de un nivel educativo inferior.

- Una relación social más intensa con los vecinos está asociada con menores probabilidades de estar desempleado. No se encontró relación entre la intensidad de los lazos con amigos, o familia, y el desempleo.

- No se encontraron interacciones significativas entre las diferentes definiciones de *Capital Social* y *Capital Humano*, respecto de la probabilidad de estar desempleado. Esto implica que en cuanto a su relación con el desempleo no se evidencia alguna forma de complementariedad entre los capitales tal como lo postula Coleman.

- En su especificación extensa el *Capital Social* muestra algunas relaciones contrarias a lo que predice la teoría. Por ejemplo se encontró una relación positiva entre el desempleo y *Lamentar* mudarse del barrio donde viven actualmente. Esto podría deberse a que la *Reticencia a la Movilidad* correlaciona positivamente con el desempleo y afecta un posible *Capital Social Vecinal* más elevado que en teoría correlaciona negativamente con el desempleo. Otras relaciones como la correlación positiva entre la posibilidad de obtener *Refugio de Vecinos* y el desempleo deben estudiarse con más atención.

- Se encontró consistencia entre el sentido de la relación entre *Capital Social Vecinal*(vecino) y *Capital Humano Alto*(edua) entre el análisis agregado y el análisis ciudad a ciudad (para aquellos en los que la relación mostró ser significativa). Existen sin embargo importantes heterogeneidades entre ciudades respecto de las otras relaciones detalladas en la especificación extensa del *Capital Social*. Un caso especial es Bogotá que muestra relaciones contrarias a las propuestas por la teoría del *Capital Social* y diferentes a las otras ciudades, tal vez producto de características culturales particulares que merecen estudiarse con mayor detalle.

- La probabilidad no condicionada de estar desempleado en estas 11 ciudades de Latinoamérica es 14,6%. El efecto marginal de poseer educación alta es de  $-4,5$  puntos porcentuales. Tener lazos vecinales intensos ( $vecino = 8$  en nuestro indicador) esta asociado con  $-6,24$  puntos porcentuales respecto de aquellos que no tienen lazos vecinales. La no inclusión de la dimensión espacial conllevaría una subestimación de entre 8% y 14% de los efectos marginales debido a la omisión del spillover desde y hacia los vecinos también llamado *Efectos Marginales Indirectos*.



## 7 Bibliografía

- Anselin, L. (2010). Thirty years of spatial econometrics. *Papers in Regional Science*, 89(1), 3-25.
- Arrow, K. J. (2000), “Observations on Social Capital”, *Social Capital - A Multifaceted Perspective*, Edited by Dasgupta and Serageldin, The World Bank, Washington, D.C.
- Becker, Gary S.\*(1975) *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. 2d ed. New York: Columbia University Press for NBER.
- Bartels, C. y R. Ketellapper (1979). *Exploratory and explanatory statistical analysis of spatial data*. Martinus Nijho, Boston, MA.
- Bennett, R. (1979). *Spatial time series*. Pion, London.
- Bourdieu, P. (1985), “The Forms of Capital”, *Handbook of Theory and Research in the Sociology of Education*, Edited by John G. Richardson, New York, Greenwood Press.
- Bourdieu, Pierre, and Wacquant, Loic J. D. (1992), *An Invitation to Reflexive Sociology*, Chicago: University of Chicago Press.
- Bourdieu, P. (1993), *Sociology in Question*, Sage, London.
- Chou, Y. K. (2006), “Three Simple Models of Social Capital and Economic Growth”, *Journal of Socio-Economics* 35: 889-912.
- Cahuc, P. & Fontaine, F. (2002), “On the Efficiency of Job Search with Social Networks”, *CEPR Discussion Paper No.3511*.
- Calvó-Armengol, A. & Zenou, Y. (2005), “Job Matching, Social Network and Word-of-Mouth Communication”, *Journal of Urban Economics* 57: 500-522.
- Coleman, James S. (1988), ‘Social Capital in the Creation of Human Capital’, *American Journal of Sociology*, Vol. 94, Supplement: Organizations and Institutions: Sociological and Economic Approaches to the Analysis of Social Structure, pp. S95-S120.
- Datcher, L. (1983), “The Impact of Informal Networks on Quit Behaviour”, *Review of Economics and Statistics* 65: 491- 495
- Durlauf, S.N. (2002), “On the Empirics of Social Capital”, *Economic Journal* 112: 459-479

- Granovetter, M. (1995), *Getting a Job: A Study of Contacts and Careers*, 2nd Ed., University of Chicago Press.
- Holzer, H.J. (1987), “Informal Job Search and Black Youth Unemployment”, *American Economic Review* 77: 446-452.
- Iyer, S., Kitson, M. & Toh, B. (2005), “Social Capital, Economic Growth and Regional Development”, *Regional Studies* 39 (8): 1015-1040.
- Herera Gomez, M. (2017), "Fundamentals of Applied Spatial Econometrics", MPRA Paper No. 80871,
- Hordijk, L. (1979). Problems in estimating econometric relations in space. *Papers in Regional Science*, 42(1), 99-115
- Kelejian, H. e I. Prucha (1998). A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1), 99-121.
- Kelejian, H. e I. Prucha (1999). A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model. *International Economic Review*, 40(2), 509-533.
- Lee, L.-f. (2003). Best spatial two-stage least squares estimators for a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances. *Econometric Reviews*, 22(4), 307-335.
- LeSage, J. y R. Pace (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC press.
- Lin, N. (1999), “Social Networks and Status Attainment”, *Annual Review of Sociology* 25: 467-487.
- Lochner, K., Kawachi, I. & Kennedy, B.P. (1999), “Social Capital: A Guide to Its Measurement”, *Health and Place* 5:258-270
- Mincer, J. (1989). Human capital and the labor market: A review of current research. *Educational Researcher*, 18(4), 27–34.
- Montgomery, J.D. (1991), “Social Networks and Labor Market Outcomes: Toward an Economic Analysis”, *American Economic Review* 81: 1408-1418.
- Montgomery, J.D. (1992), “Job Search and Network Composition: Implications of the Strength-of-Weak-Ties Hypothesis,” *American Sociological Review* 57: 586-96.

- Paelinck, J. y L. Klaassen (1979). *Spatial Econometrics*. Saxon House, Farnborough.
- Putnam, R.D., Leonardi, R. & Nanetti, R.Y. (1993), *Making Democracy Work: Civic Traditions in Modern Italy*, Princeton University Press, Princeton.
- Solow, R. M. (2000), “Notes on Social Capital and Economic Performance”, *Social Capital – A Multifaceted Perspective*, Edited by Dasgupta and Serageldin, The World Bank, Washington, D.C.
- Stone, W., Gray, M. & Hughes, J. (2003), “Social Capital at Work”, Research Paper No.31, Australian Institute of Family Studies, Melbourne.
- Stone, W. (2001), “Measuring Social Capital: Towards a Theoretically Informed Measurement Framework for Researching Social Capital in Family and Community Life”, Research Paper No.24, Australian Institute of Family Studies, Melbourne.

## **Apéndice**

### **A Análisis por Ciudades**

Table 4: Estadística Descriptiva Ciudades

	<i>C. Humano</i>					<i>C. Social - Extenso</i>					<i>C. Social - Compacto</i>												
	deso	edum	edua	asovec	simbarr	simcity	simvec	nombarr	nomcity	nomvec	dinv	dinn	dina	cuidn	cuida	cuidv	refum	refua	refuv	vecino	amigo	nadie	
Bs As																							
n=1069	0.092	0.444	0.049	0.056	0.560	0.635	0.325	0.254	0.213	0.361	0.021	0.070	0.196	0.095	0.109	0.014	0.072	0.182	0.019	2.379	0.488	0.238	
La Paz																							
n=716	0.054	0.545	0.201	0.399	0.602	0.591	0.297	0.342	0.342	0.529	0.041	0.082	0.110	0.092	0.027	0.027	0.071	0.094	0.028	2.522	0.230	0.246	
S. Pablo																							
n=831	0.255	0.533	0.108	0.070	0.493	0.496	0.343	0.414	0.375	0.505	0.026	0.255	0.124	0.181	0.073	0.035	0.171	0.095	0.014	2.063	0.292	0.606	
Fortal.																							
n=1126	0.237	0.353	0.028	0.022	0.536	0.570	0.358	0.288	0.263	0.353	0.040	0.065	0.139	0.038	0.038	0.029	0.030	0.074	0.017	2.361	0.250	0.133	
Bogotá																							
n=1073	0.154	0.514	0.184	0.234	0.463	0.552	0.193	0.388	0.308	0.558	0.027	0.072	0.169	0.153	0.262	0.030	0.064	0.132	0.021	2.021	0.563	0.289	
Quito																							
n=649	0.151	0.414	0.079	0.214	0.556	0.618	0.314	0.373	0.310	0.508	0.057	0.105	0.133	0.154	0.025	0.040	0.102	0.077	0.037	2.337	0.234	0.361	
Lima																							
n=613	0.052	0.728	0.135	0.225	0.519	0.496	0.305	0.396	0.406	0.522	0.029	0.095	0.111	0.088	0.028	0.010	0.067	0.098	0.036	2.206	0.237	0.250	
Montev.																							
n=751	0.178	0.350	0.100	0.044	0.535	0.585	0.212	0.395	0.337	0.586	0.051	0.107	0.209	0.099	0.120	0.048	0.063	0.208	0.043	1.951	0.537	0.268	
Caracas																							
n=1081	0.111	0.575	0.116	0.230	0.457	0.580	0.270	0.259	0.200	0.366	0.031	0.047	0.128	0.095	0.041	0.020	0.107	0.058	0.013	2.396	0.227	0.250	
Panamá																							
n=416	0.096	0.517	0.248	0.190	0.558	0.582	0.315	0.356	0.339	0.462	0.055	0.055	0.137	0.065	0.070	0.048	0.067	0.106	0.046	2.394	0.313	0.188	
México																							
n=512	0.059	0.398	0.127	0.332	0.416	0.430	0.184	0.252	0.234	0.404	0.033	0.070	0.166	0.117	0.074	0.029	0.082	0.123	0.020	2.357	0.363	0.270	
Total																							
n=8837	0.140	0.484	0.115	0.168	0.516	0.564	0.285	0.333	0.293	0.460	0.035	0.092	0.149	0.107	0.085	0.029	0.081	0.113	0.024	2.265	0.348	0.279	
Medias por Ciudad y por Variable respecto de la PEA																							

Table 5: Modelo SLM Especificación Compacta por Ciudades

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
	Bs.As	L.Paz	S.Pab	Fort	Bog	Quito	Lima	Mtvd	Carac	Pan	Mex
<i>Capital Social</i>											
vecino	-0.0110*	-0.0098*	-0.0160*	-0.0166**	-0.0028	0.0018	-0.0033	-0.0009	-0.0032	0.0002	-0.0040
amigo	0.0032	0.0134	-0.0211	-0.0088	0.0087	-0.0138	0.0194	-0.0106	-0.0130	-0.0093	0.0053
nadie	0.0021	0.0222*	-0.0209	-0.0123	-0.0010	0.0017	-0.0108	0.0090	0.0237*	-0.0452**	0.0114
<i>Capital Humano</i>											
edum	-0.0047	0.0181	-0.0497	0.0197	-0.0072	0.0243	0.0422	-0.0758**	-0.0113	-0.0248	-0.0014
edua	-0.0104	0.0467	-0.1038*	-0.0532	-0.0774**	-0.0388	0.0394	-0.0650	-0.0788**	-0.0348	-0.0179
lambda	-0.0723	0.3279***	-0.0219	0.0990	0.2486***	0.1626**	0.1156	0.1664**	0.0455	0.0536	0.2077**
Observations	1069	716	831	1126	1073	649	613	751	1081	416	512
Log-likelihood	-143.02	79.10	-439.23	-565.17	-375.05	-215.33	83.50	-293.16	-227.19	-47.60	66.08
aic	362.04	-82.19	954.46	1206.33	826.09	506.66	-91.00	662.32	530.37	171.20	-56.15
bic	551.07	91.61	1133.92	1397.33	1015.27	676.73	76.90	837.94	719.82	324.37	104.90

\* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01.

Table 6: Modelo SLM Especificación Extensa por Ciudades

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
	Bs.As	L.Paz	S.Pab	Fort	Bog	Quito	Lima	Mtvd	Carac	Pan	Mex
<i>Capital Social</i>											
asovec	0.0451	-0.0064	0.0556	-0.0811	-0.0226	0.0343	0.0185	0.0419	-0.0114	0.0431	-0.0134
simbarr	-0.0037	0.0520	0.0321	0.0330	0.0621*	0.0797	-0.0444	-0.0499	0.0363	-0.1204*	0.0184
simcity	0.0123	-0.0824**	-0.0674	0.0734	0.0015	-0.0879	0.0439	0.0403	-0.0114	0.0315	-0.0170
simvec	-0.0239	-0.0004	0.0018	-0.0539	0.0416	-0.0313	-0.0332	-0.0224	-0.0097	-0.0196	0.0105
nombarr	0.0461	0.0773*	0.0539	0.0841	0.0770**	0.0388	-0.0285	-0.0845	0.0248	-0.0670	0.0307
nomcity	-0.0400	-0.1219***	-0.0523	0.0344	0.0019	-0.0683	0.0749**	0.0426	0.0227	0.0088	-0.0320
nomvec	0.0312	0.0390	0.0599	0.0107	0.0225	0.0204	-0.0423	0.0157	-0.0055	-0.0301	0.0392
dinv	0.0316	-0.0661	-0.0483	0.0224	-0.0450	0.0001	-0.0189	0.0337	0.0459	-0.0036	0.0036
dinn	-0.0033	-0.0181	-0.0485	-0.0986*	-0.0153	0.0357	-0.0147	-0.0710	0.0114	-0.1016	-0.0026
dina	0.0040	0.0253	-0.0487	-0.0933**	0.0038	0.0013	-0.0272	-0.0513	0.0143	-0.0154	0.0115
cuidn	-0.0181	0.0468	0.0002	0.1742**	-0.0763**	0.0791*	0.0168	-0.0340	0.0840*	-0.0457	0.0580
cuida	0.0370	-0.0003	0.0172	-0.0125	-0.0196	-0.0381	-0.0788	0.0469	-0.0219	-0.0783	-0.0034
cuidv	0.1051	0.0178	0.0590	0.0896	-0.1131*	0.1168	0.1826**	-0.1824***	-0.1066	-0.0109	0.2128***
refun	0.0306	0.0383	-0.0094	-0.1046	0.1257**	-0.1146*	-0.0440	0.1448**	-0.0311	0.0121	-0.0330
refua	-0.0314	-0.0019	-0.0210	0.0574	0.0211	-0.0461	0.0906***	-0.0071	-0.0508	0.0217	-0.0352
refuv	0.0263	-0.0034	0.1102	-0.1194	0.2143***	0.0091	0.0048	0.0552	0.0165	0.1320	0.1303*
<i>Capital Humano</i>											
edum	-0.0074	0.0171	-0.0484	0.0140	-0.0074	0.0261	0.0412	-0.0649**	-0.0106	-0.0175	0.0010
edua	-0.0054	0.0467	-0.0975*	-0.0581	-0.0801**	-0.0445	0.0464	-0.0707	-0.0811**	-0.0286	-0.0177
lambda	-0.0736	0.3171***	-0.0073	0.0931	0.2337***	0.1662**	0.1054	0.1564**	0.0394	0.0579	0.2243***
Observations	1069	716	831	1126	1073	649	613	751	1081	416	512
Log-likelihood	-136.59	86.84	-435.75	-552.55	-361.63	-208.01	93.46	-284.77	-222.19	-42.09	78.50
aic	375.18	-71.69	973.50	1207.09	825.27	518.01	-84.92	671.53	546.38	186.18	-55.01
bic	628.88	161.57	1214.35	1463.44	1079.15	746.26	140.41	907.23	800.65	391.75	161.15

\* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01.

## B Estimación Modelos Espaciales Alternativos

Table 7: Modelos con Especificación Compacta

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	OLS	SLM	SEM	SLX	SDM	SDEM
<i>Capital Social</i>						
vecino	-0.007*** (0.002)	-0.007*** (0.002)	-0.007*** (0.002)	-0.006*** (0.002)	-0.006*** (0.002)	-0.007*** (0.002)
amigo	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)
nadie	0.001 (0.005)	0.001 (0.005)	0.001 (0.005)	0.001 (0.006)	0.001 (0.005)	0.001 (0.005)
<i>Capital Humano</i>						
edum	-0.010 (0.009)	-0.010 (0.008)	-0.010 (0.008)	-0.009 (0.009)	-0.008 (0.008)	-0.009 (0.008)
edua	-0.042*** (0.012)	-0.039*** (0.013)	-0.041*** (0.014)	-0.038*** (0.012)	-0.037*** (0.014)	-0.038*** (0.014)
<i>Rezagos Espaciales</i>						
spatially lagged vecino				-0.012* (0.006)	-0.010 (0.006)	-0.013* (0.007)
spatially lagged amigo				0.011 (0.012)	0.010 (0.012)	0.009 (0.013)
spatially lagged nadie				-0.012 (0.014)	-0.010 (0.014)	-0.012 (0.016)
spatially lagged edum				-0.038* (0.021)	-0.033 (0.021)	-0.044* (0.023)
spatially lagged edua				-0.030 (0.025)	-0.014 (0.028)	-0.030 (0.030)
rho		0.128*** (0.022)			0.125*** (0.023)	
lambda			0.124*** (0.023)			0.124*** (0.023)
Indice Moran	6.006***	-		6.052***	-	-
LM (Lag)	36.20***	-	-	33.48***	-	-
R.LM (Lag)	6.38***	-		3.00*	-	-
LM(Error)	31.45***	-		30.96***	-	-
R.LM(Error)	1.64**	-		0.48	-	
Observations	8837	8837	8837	8837	8837	8837
Log-likelihood	-2761.00	-2745.21	-2747.04	-2757.01	-2742.29	-2743.08
aic	5614.00	5586.41	5590.08	5616.03	5590.57	5592.17
bic	5939.99	5926.57	5930.24	5977.45	5966.17	5967.76

\* p < 0.1, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01. Standard errors in parentheses.

Table 8: Modelo con Especificación Extensa

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	OLS	SLM	SEM	SLX	SDM	SDEM
<i>Capital Social</i>						
asocvec	0.002 (0.009)	0.002 (0.010)	0.001 (0.010)	0.001 (0.009)	0.000 (0.010)	0.000 (0.010)
simbarr	0.028** (0.012)	0.028** (0.013)	0.028** (0.013)	0.028** (0.012)	0.027** (0.013)	0.027** (0.013)
simcity	-0.001 (0.012)	-0.001 (0.013)	-0.001 (0.013)	0.000 (0.012)	0.000 (0.013)	0.000 (0.013)
simvec	-0.014 (0.010)	-0.013 (0.011)	-0.014 (0.011)	-0.014 (0.010)	-0.014 (0.011)	-0.014 (0.011)
nombarr	0.037*** (0.013)	0.037*** (0.014)	0.037*** (0.014)	0.035*** (0.013)	0.035** (0.014)	0.036** (0.014)
nomcity	-0.004 (0.014)	-0.005 (0.014)	-0.004 (0.014)	-0.005 (0.014)	-0.005 (0.014)	-0.005 (0.014)
nomvec	0.017* (0.010)	0.017* (0.010)	0.017* (0.010)	0.017* (0.010)	0.017* (0.010)	0.017* (0.010)
dinv	-0.003 (0.021)	-0.004 (0.020)	-0.005 (0.020)	-0.004 (0.021)	-0.005 (0.020)	-0.004 (0.020)
dinn	-0.028* (0.015)	-0.029* (0.015)	-0.030** (0.015)	-0.029* (0.015)	-0.030** (0.015)	-0.029* (0.015)
dina	-0.017 (0.011)	-0.017 (0.012)	-0.018 (0.012)	-0.018 (0.011)	-0.018 (0.012)	-0.018 (0.012)
cuidn	0.016 (0.014)	0.016 (0.014)	0.017 (0.014)	0.017 (0.014)	0.017 (0.014)	0.017 (0.014)
cuida	0.007 (0.015)	0.006 (0.014)	0.008 (0.015)	0.009 (0.015)	0.008 (0.015)	0.008 (0.015)
cuidv	-0.007 (0.025)	-0.007 (0.023)	-0.006 (0.023)	-0.008 (0.025)	-0.007 (0.023)	-0.007 (0.023)
refun	0.014 (0.017)	0.015 (0.017)	0.016 (0.017)	0.016 (0.017)	0.016 (0.017)	0.015 (0.017)



refua	-0.001	-0.000	-0.001	-0.000	0.000	-0.000
	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.013)
refuv	0.057**	0.056**	0.058**	0.057**	0.056**	0.055**
	(0.028)	(0.025)	(0.025)	(0.028)	(0.025)	(0.025)
<i>Capital Humano</i>						
edum	-0.010	-0.009	-0.010	-0.008	-0.008	-0.009
	(0.009)	(0.008)	(0.008)	(0.009)	(0.008)	(0.008)
edua	-0.041***	-0.039***	-0.041***	-0.038***	-0.038***	-0.039***
	(0.012)	(0.013)	(0.014)	(0.012)	(0.014)	(0.014)
<i>Rezagos Espaciales</i>						
SL asocvec				0.003	0.005	0.005
				(0.022)	(0.025)	(0.028)
SL simbarr				-0.033	-0.033	-0.033
				(0.034)	(0.038)	(0.042)
SL simcity				0.005	0.003	0.000
				(0.033)	(0.035)	(0.039)
SL simvec				0.007	0.009	0.008
				(0.029)	(0.030)	(0.032)
SL nombarr				-0.010	-0.011	-0.009
				(0.039)	(0.041)	(0.045)
SL nomcity				0.005	0.004	0.001
				(0.041)	(0.042)	(0.046)
SL nomvec				0.035	0.030	0.039
				(0.027)	(0.027)	(0.029)
SL dinv				0.072	0.063	0.063
				(0.066)	(0.064)	(0.069)
SL dinn				0.046	0.045	0.041
				(0.048)	(0.044)	(0.048)
SL dina				0.032	0.032	0.029
				(0.035)	(0.035)	(0.038)
SL cuidn				-0.010	-0.010	-0.008
				(0.043)	(0.041)	(0.044)
SL cuida				-0.019	-0.022	-0.020

				(0.033)	(0.031)	(0.034)
SL cuidv				-0.018	-0.011	-0.017
				(0.076)	(0.073)	(0.080)
SL refun				-0.072	-0.068	-0.070
				(0.050)	(0.047)	(0.051)
SL refua				0.006	0.008	0.008
				(0.040)	(0.040)	(0.044)
SL refuv				-0.121	-0.125	-0.128
				(0.075)	(0.077)	(0.084)
SL edum				-0.040*	-0.035*	-0.047**
				(0.022)	(0.022)	(0.024)
SL edua				-0.034	-0.018	-0.034
				(0.027)	(0.030)	(0.032)
<hr/>						
rho		0.127***			0.124***	
		(0.022)			(0.023)	
lambda			0.125***			0.123***
			(0.023)			(0.023)
<hr/>						
Indice Moran	6.046***	-		6.156***	-	-
LM (Lag)	35.75***	-	-	36.04***	-	-
R.LM (Lag)	4.92***	-		4.08*	-	-
LM(Error)	31.74***	-		32.52***	-	-
R.LM(Error)	0.91**	-		0.56	-	
<hr/>						
Observations	8837	8837	8837	8837	8837	8837
Log-likelihood	-2747.56	-2731.95	-2733.48	-2740.27	-2725.76	-2726.73
aic	5613.12	5585.91	5588.96	5634.53	5609.52	5611.45
bic	6031.23	6018.20	6021.24	6180.21	6169.37	6171.30

\*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ . Standard errors in parentheses.

## C Tests LR Selección Modelos Alternativos

Table 9: Test LR - Modelo SDM

	$H1 : SDM_{comp}$	$H1 : SDM_{ext}$
<b>SLM</b>	$H0 : \gamma = 0$	
	$LR(5) = 5.84$ $p.value = 0.32$	$LR(18) = 12.39$ $p.value = 0.83$
<b>SLX</b>	$H0 : \rho = 0$	
	$LR(2) = 29.46$ $p.value = 0$	$LR(2) = 29.02$ $p.value = 0$
<b>SEM</b>	$H0 : \gamma + \rho * \beta = 0$	
	$LR(5) = 9.51$ $p.value = 0.09$	$LR(18) = 15.44$ $p.value = 0.63$

Table 10: Test LR - Modelo SDEM

	$H1 : SDEM_{comp}$	$H1 : SDEM_{ext}$
<b>SLX</b>	$H0 : \lambda = 0$	
	$LR(2) = 27.86$ $p.value = 0$	$LR(2) = 27.08$ $p.value = 0$
<b>SEM</b>	$H0 : \gamma = 0$	
	$LR(5) = 7.91$ $p.value = 0.16$	$LR(18) = 13.50$ $p.value = 0.76$

Table 11: Test LR - Modelos SLM, SLX y SEM

	$H1 : SLM$	$H1 : SLX$	$H1 : SEM$
<b>OLS comp</b>	$H0 : \rho = 0$		
	$LR(2) = 31.59$ $p.value = 0$	$LR(5) = 7.97$ $p.value = 0.15$	$LR(2) = 27.92$ $p.value = 0$
<b>OLS ext</b>	$H0 : \gamma = 0$		
	$LR(2) = 31.21$ $p.value = 0$	$LR(18) = 14.58$ $p.value = 0.69$	$LR(2) = 28.16$ $p.value = 0$