

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/281127617>

Beta-Convergencia en el Gran Santiago: Una aproximación desde la Econometría Espacial.

Article · August 2015

CITATIONS

0

READS

77

1 author:



[Alvaro Gutierrez](#)

University of Chile

2 PUBLICATIONS **0** CITATIONS

SEE PROFILE

β -Convergencia en el Gran Santiago

Una aproximación desde la Econometría Espacial

Álvaro Gutiérrez

Facultad de Economía y Negocios
Universidad de Chile

Versión Preliminar - Agosto 2015

Resumen

El objetivo de esta investigación es testear la conocida hipótesis de convergencia económica para la Región Metropolitana a nivel comunal, analizando si efectivamente existe evidencia a favor de la hipótesis neoclásica de convergencia para los años 1998-2013. Para testear esta teoría se recurrió a la tecnología de la Econometría Espacial, para corregir los posibles errores de especificación inherentes a modelos que consideran cada area geográfica como independientes unas de otras, siendo que en la realidad estas interactúan con aquellas más cercanas unas de otras. En base a estos, se corrieron modelos de β -Convergencia Ampliados, que incorporaban capital humano y desigualdad, en donde se encontró evidencia a favor de la convergencia pero a tasa increíblemente lentas, que en la práctica son equivalentes a una convergencia nula, la cual osciló entre 0,03 % y el 3,5 % al controlar por efectos fijos dependiendo de la especificación. Por otro lado, resultados interesantes emergieron desde las variables de control, las cuales mostraron que efectivamente el poseer un elevado nivel de capital humano para la comuna afecta positivamente su crecimiento. Finalmente el último punto que cabe mencionar es que la desigualdad presente al interior de las comunas, al parecer impacta negativamente la tasa de crecimiento de las comunas.

Keywords: Convergencia, Desigualdad, Capital Humano, Econometría Espacial.

Índice

1. Introducción	3
2. Estado del Arte	3
3. Modelo Teórico	4
4. Estrategia de Identificación	5
5. Base de Datos	6
6. Estadística Descriptiva	7
7. Dependencia Espacial	8
8. Resultados	8
8.1. Dependencia Espacial	8
8.2. Modelos de Convergencia Condicional e Incondicional	9
8.3. Modelos de Autocorrelación Espacial	11
9. Conclusiones	12
10. Bibliografía	13
11. Anexos - Figuras y Tablas	14

Índice de cuadros

1. Distribución Coeficientes de Variación de subgrupos a lo largo del periodo de análisis	7
2. Test de AutoCorrelacion Espacial	11
3. Estadística Descriptiva	15
4. Estimaciones por Diferentes Metodologías	20

Índice de figuras

1. Salarios Región Metropolitana	16
2. Años de escolaridad Región Metropolitana	17
3. Índice de Theil Región Metropolitana	18
4. Moran Scatter Plot 1998	19
5. Moran Scatter Plot 2000	19
6. Moran Scatter Plot 2003	19
7. Moran Scatter Plot 2006	19
8. Moran Scatter Plot 2011	19
9. Moran Scatter Plot 2013	19

1. Introducción

El presente trabajo tiene como finalidad analizar si existe un proceso de Convergencia en el Gran Santiago mediante un modelo de β -Convergencia condicional entre los años 1998 y 2013. En dicho modelo de crecimiento, se analizará como han afectado en el periodo en cuestión variables como la desigualdad presente en las comunas, capturado por el índice de Theil que exhibió cada unidad durante el periodo de análisis, el efecto que ha tenido en el crecimiento el capital humano que posee cada comuna, medido como los años de escolaridad promedio de cada grupo. Finalmente la extensión final que se hará al modelo de crecimiento es incluir en la estimación, aparte del producto de la misma comuna rezagado, como se hace en los modelos estándar, agregar como control el producto de las comunas colindantes, para de esta manera poder recuperar una especie de “efecto par” producido en estas macrozonas.

Esta última especificación, se vuelve necesaria en la estimación debido a que dada la conformación particular de la distribución de las rentas en el Gran Santiago, observamos una distribución muy desigual a lo largo de toda la región, es por esto, que para realizar las estimaciones se vuelve necesario identificar a cada comuna como “parte de un todo”, ya que citando la primera ley de la geografía de (*Tobler 1970*) ,podemos decir que *“Todo esta relacionado con todo, pero cosas que se encuentran cerca están más relacionadas que aquellas que se encuentran lejos”*, es por esto que tendremos en cuenta el ingreso que presentan sus vecinas como variable explicativa en el modelo, ya que todo nos haría sospechar de que al tener vecinas que presentan un producto elevado algo de eso le llegará a la que se encuentre cerca de estas y de una u otra manera se potenciarán, lo mismo en caso contrario ya que si tenemos comunas pobres, rodeadas de comunas pobres, finalmente tenemos “clusters” de pobreza muy difíciles de superar.

La sección (3) explicará el modelo de crecimiento ampliado en términos teóricos, para poder luego generar las estimaciones pertinentes, las cuales serán explicadas también en términos teóricos en la sección 4. Luego, en la sección 5 se presentará una breve descripción acerca de cual fue la metodología mediante la que se construyó la base de datos geoposicionada con la cual se realizaron las estimaciones. En la siguiente sección , se presentará una estadística descriptiva, en primera instancia, a nivel visual la que nos mostrará gráficamente el desarrollo que han tenido el vector de características observables de los diferentes subgrupos, para luego realizar los test de dependencia espacial que justificarán las estimaciones realizadas en la sección 8. Finalmente en la sección (4) se presentan los resultados de los modelos corregidos para terminar en la sección (9) con una descripción de los principales hallazgos.

2. Estado del Arte

En base al tema propuesto existe una acotada literatura que toque el tema de manera similar, combinando temas de desigualdad y crecimiento, con la tecnología que se utiliza para generar las estimaciones considerando la geografía como un punto importante a la hora de corregir los modelos.

Quizás el estudio más similar en términos econométricos de β -convergencia para el caso chileno, es el realizado por *P. Aroca y M. Bosch (2000)*, en donde se plantea un modelo de datos de panel geolocalizados entre 1960 y 1992 para analizar si existe convergencia en términos de PIB percapita en las regiones del país. En este trabajo los autores encuentran que la elevada tasa de crecimiento exhibida por el país se en el periodo de análisis, no fue igualmente distribuida en todas las regiones, encontrando dos tipos de “clusters”, los que presentaban un fuerte crecimiento (Regiones I , II , III) y por otro lado, sectores que mostraban estar quedando rezagados (Regiones VIII, IX y X) y en base a esta situación se encontró en base a Test Estadísticos, evidencia de una elevada correlación geográfica que justifica la utilización de modelos geoposicionados que rescatan este efecto, dado que los estimadores de MCO, se vuelven ineficientes a la hora de estimar modelos de con correlación espacial en sus no observables, como lo demostró *Anselin, L., & Bera, A. K. (1998)*. Finalmente en base a sus estimaciones, la hipótesis de β -convergencia, se vuelve difícilmente sostenible para el caso chileno, y se habla más bien de una especie de convergencia particular sobre cada macro zona a un equilibrio de largo plazo particular.

Siguiendo con los temas relacionados con crecimiento, desigualdad y capital humano nos encontramos con la tesis doctoral de *Sofia Ahmed (2011)*, en la cual se analiza un modelo de β -convergencia ampliado con capital humano y desigualdad para el caso de Pakistan desde 1993 hasta 2006, contrastando las estimaciones por eco-

nometría espacial y datos de panel, en donde encuentra que, sin considerar la presencia de autocorrelación espacial, el parámetro β , es no significativo y positivo, lo que descartaría la hipótesis de convergencia, pero al correr modelos de rezagos espaciales (*Spatial Autoregressive SAR*) Y Modelos de Errores Espaciales (*Spatial Error Model SER*), acompañados de controles por nivel educacional, capital físico, densidad poblacional y condiciones de salud, medidas como cantidad de vacunas entregadas a cada macozona, logra encontrar evidencia a favor de la hipótesis de convergencia para los distritos en Pakistan.

Otro estudio en la misma línea de generar modelos de β -convergencia ampliado considerando la posición geográfica, se encuentra el trabajo de *Buccellato T. (2007)* para el caso Ruso, en donde agrega controles como, el grado de apertura económica, el porcentaje de personas empleadas en trabajos relacionados con investigación y desarrollo, la inversión indirecta extranjera. En base a estos controles, primero encuentra evidencia que avala cierta convergencia, además de efectos positivos al crecimiento por parte de los tratados de libre comercio y inversión extranjera.

En general la literatura sobre β -convergencia, se ha ocupado para medir convergencia regional, bajo el entendido que las zonas geográficas interactúan unas con las otras, y no son áreas geográficas independientes unas de las otras. En general esta es escasa y la mayoría concentrándose en la última década. Es por esto que el tema se vuelve relevante a para el caso chileno, debido a que en una región como la Metropolitana que presenta una distribución del ingreso en formato de “clusters”, se puede ganar una gran eficiencia a la hora de estimar modelos de β -convergencia ampliado que incorporen el componente geográfico.

3. Modelo Teórico

Para justificar teóricamente el modelo a estimar, seguiremos el modelo propuesto por *Sala-i-Martin (1996)*, en el cual tendremos la siguiente expresión para la β -Convergencia

$$\ln(y_{it}) = \alpha + (1 - \beta)\ln(y_{i,t-1}) + \mu_{it} \quad (1)$$

Ecuación que supone $0 < \beta < 1$ y μ_{it} con media cero y varianza σ_μ^2 . Si miramos con más detención podremos observar que este modelo de crecimiento descansa sobre supuestos bastante restrictivos, como por ejemplo el intercepto común para todos los componentes i del modelo, es decir que no permite que se generen dinámicas particulares sobre cada una de estas.

Ahora realizando un poco de álgebra sobre la ecuación (1), podemos obtener:

$$\ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) = \alpha - \beta\ln(y_{i,t-1}) + \mu_{it} \quad (2)$$

Desde lo que puede entenderse intuitivamente que el lado izquierdo de la ecuación es la tasa de crecimiento de la subunidad i y el lado derecho es un intercepto común para todas las subunidades menos un coeficiente que muestra el logaritmo del producto en un periodo “inicial”, en donde si obtenemos un $\beta > 0$, estaríamos en presencia de β -convergencia, debido a que la tasa de crecimiento se correlaciona negativamente con la posición relativa de la economía en el periodo inicial, por ende economías más avanzadas tienden a crecer menos que aquellas que estaban en un estadio de crecimiento relativamente más tardío.

Es a partir de la ecuación (2), que introduciremos una extensión al modelo teórico original y agregaremos un parámetro que recogerá las tasa de variación exhibidas por las vecinas j a la unidad i , quedando de la siguiente manera:

$$\ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) = \alpha - \beta\ln(y_{i,t-1}) + \rho W\ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) + \nu_{it} \quad (3)$$

En donde introduciremos que la tasa de crecimiento presentada por la comuna j también depende de la tasa a la cual están creciendo todas las vecinas j , de modo que si el parámetro ρ muestra el efecto percibido por la interacción con sus adyacentes.

De este modo los componentes w_{ij} pertenecientes a W se definirán de dos maneras alternativas la primera como (4), que solamente considera topes con sus vecinas y la segunda como (5), que considera el inverso de la distancia entre todas las comunas de santiago para las estimaciones

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ y } j \text{ tienen frontera común} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4)$$

$$w_{ij} = \frac{1}{D(i, j)} \quad \text{Sea } D(i, j) \text{ la distancia entre los centroides de los puntos } i \text{ y } j \quad (5)$$

Finalmente permitiremos incorporar un set de variables propias a cada unidad i que pueden variar en el tiempo t , por lo que finalmente la ecuación quedará expresada como :

$$\ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) = \alpha - \beta \ln(y_{i,t-1}) + \rho W \ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

Finalmente para la sección (4) , nos será de utilidad expresar las siguientes ecuaciones:

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha - \beta \ln(y_{i,t-1}) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha_i - \beta \ln(y_{i,t-1}) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha - \beta \ln(y_{i,t-1}) + \rho W \Delta \ln(y_{it}) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha_i - \beta \ln(y_{i,t-1}) + \rho W \Delta \ln(y_{it}) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

En donde para las ecuaciones (7) y (9), permitiremos cambios en características invariantes en el tiempo pero propias de cada subgrupo i , no así para las ecuaciones (8) y (10).

4. Estrategia de Identificación

Los modelos econométricos con los que se estimarán las ecuaciones (7) y (8), será mediante datos de panel para la primera ecuación y datos de panel con efectos fijos para la segunda ecuación, para poder capturar las características invariantes en el tiempo particulares a cada comuna i .

Por otro lado para estimar las ecuaciones (9) y (10) se recurrirá a la estimación de modelos **SAR** y **SER** , modelos que se estiman computacionalmente por Máxima Verosimilitud, los cuales en nuestro caso serán:

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha + \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} \Delta \ln(y_{it}) + \sum_{k=1}^K X_{itk} \beta_k + \mu_i + \gamma_t + \nu_{it} \quad (11)$$

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha + \sum_{k=1}^K X_{itk} \beta_k + \mu_i + \lambda \sum_{j=1}^n w_{ij} \nu_{it} + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

En donde la única diferencia entre un modelo (11) y (12), es si la matriz de colindancias se especifica como parte de las variables explicativas o si se especifica como parte del término de error.

Un punto imprescindible de mencionar es la diferencia que tiene el modelo **SAR** y **SAR** la hora de analizar los efectos marginales de las variables explicativas sobre la variable explicada, ya que al tener un modelo con una matriz de colindancias obtendremos efectos marginales que se derivarán de la siguiente factorización conveniente:

$$\Delta \ln(y_{it}) = \alpha_n + \rho W \Delta \ln(y_{it}) + X\beta + \mu_i + \gamma_t + \nu_{it} \quad (13)$$

$$(I_n - \rho W) \Delta \ln(y_{it}) = \alpha_n + X\beta + \mu_i + \gamma_t + \nu_{it} \quad (14)$$

$$\Delta \ln(y_{it}) = (I_n - \rho W)^{-1} \alpha_n + (I_n - \rho W)^{-1} X \beta + (I_n - \rho W)^{-1} (\mu_i + \gamma_t + \nu_{it}) \quad (15)$$

Luego en base a esta nueva especificación del modelo es desde la cual obtendremos los efectos marginales de nuestros parámetros de interés.

$$\left[\frac{\partial \Delta \ln(y_{it})}{\partial x_{nk}} \right] = (I - \rho W)^{-1} \begin{bmatrix} \beta_k & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \beta_k & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \beta_k & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \beta_k \end{bmatrix} \quad (16)$$

En donde lo importante a tener en cuenta desde la última especificación es que el efecto marginal de la variable x_{nk} , no solo depende del aporte marginal que realiza el beta asociado a esta, si no que también depende del aporte marginal de toda las vecinas a esta, determinado por la matriz W .

Ahora volviendo al modelo empirico a estimar, las variables serán, y_{it} que corresponde al salario de la ocupación principal promedio de la comuna i , en el periodo t . Por otro lado dentro del vector de características observables de cada comuna i , tenemos (I) El Índice de Theil, el cual nos permite capturar la dispersión relativa que presentaba la comuna i , en el periodo t y (II) los años de escolaridad promedio de la comuna i en el periodo t , lo cual nos permite tener una medida de capital humano de dicha zona geográfica.

La matriz W quedará especificada tal cual como se definió en las ecuaciones (4) (5), por lo que ρ captura el efecto de las comunas vecinas j sobre la comuna i

El procedimiento recién descrito tiene como falencia la utilización de un vector de características promedio por parte de cada una de las comunas, es decir se perderá toda la heterogeneidad presente a nivel individual dentro de la comuna, ante la ausencia de una base de datos geoposicionada a nivel de hogares, para sortear esta dificultad fue que se incorporó el Índice de Theil, dado que este recoge la desigualdad en salarios exhibida por cada subgrupo.

Esta metodología también tiene como desventaja el hecho de asumir a cada comuna con un 'peso relativo' equivalente, es decir comunas de gran envergadura territorial, tienen el mismo peso relativo que aquellas más pequeñas. Es decir que finalmente solo estaremos recogiendo la variación entre comunas, perdiendo toda aquella producida al interior de estas.

Estas dificultades serán asumidas como parte de la investigación, teniendo en cuenta que el foco de esta es analizar cual es el efecto que tiene la distribución de las comunas, su desigualdad relativa y su grado de capital humano al analizar el crecimiento de estas.

5. Base de Datos

La base de datos a ocupar en será la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional CASEN, en su versiones 1998-2013, en conjunto con los datos en formato *Shapefile* de geoposicionamiento vectorial a nivel comunal desarrollados por la empresa Alemana Geofabrik. Al combinar ambas bases de datos podremos generar la matriz de colindancias comunales W descrita anteriormente, con un el vector de características promedio asociado a cada unidad comunal.

También se debe mencionar que para que los ingresos fueran comparables se generó una corrección en base a la inflación publicada por el Banco Central de Chile ocupando como año base de la serie el año 2013.

Finalmente una salvedad metodológica que debe hacerse en este trabajo, es que la encuesta CASEN, no asegura una representatividad a nivel comunal, que es justamente el nivel de análisis en el que estamos trabajando, es por esto que se ha testeado la significancia estadística de dichos subgrupos para cada año a analizar, en base al comportamiento del coeficiente de variación exhibido por los subgrupos al ser calculado en base al diseño

muestral oficial de la encuesta.¹ Al analizar la distribución del coeficiente de variación expandido, podemos ver que según los estándares internacionales encontramos que un 84 % de los datos se encuentran bajo un criterio aceptable. Luego al analizar el 100 % de la distribución nos encontramos que solamente tenemos un 8 %, de datos consideramos de cuidado por es estándar.

La significancia recién mencionada se debe tener en cuenta a la hora de leer los resultados, dado que debemos tener presente que tenemos sesgo por la representatividad de los datos en base al diseño de subgrupos que se ha elegido.

Se ha preferido mantener el panel de datos completo, debido a que los coeficientes de variación elevados se presentan, generalmente, una vez en toda la serie de tiempo de la comuna, por lo que no se presentan persistencias en la no significancia estadística, a lo largo de toda la serie de una misma comuna. Por esto, y en pro de mantener una matriz de colidancias invariante en el tiempo, se ha preferido mantener todos los subgrupos para todos los periodos de análisis.

Cuadro 1: Distribución Coeficientes de Variación de subgrupos a lo largo del periodo de análisis

Condición	Excelente	Muy Bueno	Bueno	Aceptable	Regular	Cuidado	
Criterio	Menor que 3	Entre 3 y 5	Entre 5 y 10	Entre 10 y 15	Entre 15 y 20	Mayor a 20	Total
Frecuencia Absoluta	4	32	180	88	31	29	364
Frecuencia Relativa	1 %	9 %	49 %	24 %	9 %	8 %	100 %

6. Estadística Descriptiva

Cómo primera aproximación a la distribución de los datos se han generado gráficos que muestran la distribución del ingreso de las comunas a través del tiempo, como puede verse en la figura 1, el ingreso tiende a concentrarse consistentemente a través de tiempo en el sector oriente de la capital, principalmente en las comunas de La Reina, Las Condes , Lo Barnechea , Providencia y Vitacura, como puede corroborarse en la Tabla (3).

Esta concentración tan característica de los salarios en el Gran Santiago, nos puede entregar luces de que estos “clusters” , pueden estar generando un círculo virtuoso de crecimiento que quedaría inobservado al correr un MCO que no considera estos grupos de altos ingresos, unos tan cerca de otros.

Por otro lado, al analizar la distribución de los años de escolaridad presentados por la población en cada subgrupo, podemos observar que como es de esperarse las comunas con mayores salarios presentan mayores años de escolaridad promedio que es resto, lo que se encuentra bastante micro-fundado en la clásica ecuación de Mincer. De hecho desde la columna 2 de la tabla (3) podemos notar que la comuna que presenta mayor ingreso promedio (Vitacura), es justamente aquella que presenta la mayor cantidad de años de escolaridad promedio (15,2 años). Luego al analizar gráficamente la distribución del promedio de escolaridad a lo largo de los años, la Figura (2), nos muestra una clara concentración de estos en el centro de la región, la cual es consistente a lo largo del tiempo.

Finalmente podemos observar desde la columna 3 de la Tabla (3) que el índice de Theil no presenta una clara correlación con comunas de altos y bajos ingresos, a pesar de que para Lo Barnechea y Vitacura, comunas con ingreso percapita por sobre el millon de pesos, presentan índices de Theil elevados, esta situación se presenta en comunas de ingreso percapita inferiores como por ejemplo San Joaquín. Analizando gráficamente la distribución histórica de este índice, podemos ver en la figura (3), tenemos que no existe un patrón claro a la hora de analizar la ubicación de este indice a través de las comunas, debido a que si bien existen comunas en la periferia con un índice elevado, en el centro de la capital encontramos comunas con características similares.

¹La encuesta CASEN cuenta con variables que permiten verificar los posibles errores de muestreo, las cuales consideran los estratos y segmentos utilizados para escalar la muestra a la población, además de su respectivo factor de expansión

7. Dependencia Espacial

Como ya se comentó en la sección 4, las estimaciones **SAR** y **SER**, solamente tienen justificación teórica en la medida que exista dependencia espacial entre las macrozonas a analizar, ya que en caso contrario, nuestras estimaciones estarían convergiendo a un MCO clásico, por ende no estaríamos ganando eficiencia con la sofisticación del modelo

El grado de autocorrelación espacial de una zona geográfica se puede testear con el estadístico conocido como *I* de Moran *Anselin (1998)*, este estadístico que se construye a partir de la ecuación (17). Este Test posee en su hipótesis nula, la no presencia de correlación espacial, en términos intuitivos corresponde a que la distribución del ingreso a lo largo de la zona geográfica de estudio es uniforme, lo que genera que su hipótesis alternativa sea la existencia de autocorrelación espacial.

$$I = \frac{N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij}} \sim Z \quad (17)$$

El test mencionado bajo su hipótesis nula, se distribuye como una normal como lo demostró **Moran, P.A.P (1950)**. En base a esto, podemos decir que si no se puede rechazar la hipótesis nula, entonces estamos en presencia de una distribución geográfica sin dependencia espacial, por lo que no tendría sentido alguno estudiar modelos **SAR** o **SER**.

Luego si el estadístico *Z* presenta un valor positivo y significativo, significa que existe autocorrelación espacial positiva, es decir los “clusters” dentro del área de análisis las zonas colindantes potencian su condición, por ejemplo si estuviésemos analizando ingreso, las zonas de mayor ingreso se potencian positivamente con las vecinas y las de menos ingresos se ven potenciadas negativamente por sus vecinas. Si el estadístico entrega un valor negativo y significativo, entonces tenemos una correlación espacial negativa, en donde las zonas de mayores ingresos potencian positivamente a las de menores ingresos y viceversa. En estos últimos dos casos si tendría sentido correr modelos que consideren el espacio debido a que de esa forma ganamos eficiencia en nuestras estimaciones.

8. Resultados

8.1. Dependencia Espacial

Al analizar la dependencia espacial que presenta la región metropolitana, podemos ver en las figuras (4) - (9), que (I) para todos los años se rechaza la hipótesis nula de dependencia espacial sobre el área de interés, (II) en todos los años analizados se encuentra evidencia que apoya la existencia de una correlación espacial positiva, dado que todos los valores *Z* son positivos, lo que indicaría que existe un efecto potenciador positivo de las áreas geográficas que se encuentran sobre el promedio de ingreso y negativo para aquellas que están bajo el nivel de ingreso.

De las mismas figuras mencionadas podemos desprender una interpretación adicional del *Moran Scatter Plot*, el cual nos presenta 4 cuadrantes cada uno con una interpretación diferente, en base al grado de correlación espacial que presenta, la interpretación de estos es:

- [1] Cuadrante, engloba a todas las comunas que presentan un promedio de ingreso individual bajo el promedio, pero sus comunas vecinas se encuentra ubicadas por sobre el promedio
- [2] Cuadrante, engloba a todas las comunas que presentan un promedio ingreso individual sobre el promedio y sus vecinas también se encuentran sobre el promedio
- [3] Cuadrante, engloba a todas las comunas que presentan promedios de ingreso individual bajo el promedio y sus vecinas también se encuentran bajo el promedio
- [4] Cuadrante, engloba a todas las comunas que presentan promedios de ingreso individual sobre el promedio, pero sus vecinas se encuentran bajo el promedio.

En base a esto, podemos ver que la distribución del ingreso en el Gran Santiago se encuentra altamente polarizada, debido a que para todos los años del análisis observamos la misma tendencia, una gran proporción de comunas se encuentra en el [3] Cuadrante y una pequeña proporción en el [1] Cuadrante, lo que nos muestra que la desigualdad dentro de Santiago no solamente se presenta a nivel económico, si no que a nivel geográfico la situación es incluso peor, dado que solamente 6 o 7 comunas que se distribuyen en formato “cluster” se encuentran muy por sobre el promedio, en desmedro de todo el resto de la distribución que se encuentra muy por debajo del ingreso promedio de la región, lo que genera un círculo virtuoso para algunos y uno vicioso para otros.

La evidencia presentada efectivamente nos da un sustento empírico para poder correr modelos *SAR YSER*, dada la alta correlación espacial que presentan las comunas, para de esta forma ganar eficiencia en la estimación de nuestros modelos de crecimiento ampliado.

8.2. Modelos de Convergencia Condicional e Incondicional

Como se analizó en la sección (3) estimaremos como primera indagación en la hipótesis de β -Convergencia, la ecuación (7) corresponde a un modelo de crecimiento incondicional, debido a que asume un intercepto común para todas las comunas de la región, la estimación correspondiente a este modelo se encuentra contenida en la columna (1) de la Tabla (4). En esta podemos ver que claramente se rechaza la hipótesis de convergencia, debido a que el parámetro que acompaña a la variable de interés es estadísticamente positiva, lo que aportaría evidencia favor de una “divergencia” entre las comunas, ya que aquellas que estaban sobre el promedio crecen relativamente más que aquellas que estaban por debajo de este, de hecho la tasa de “divergencia” promedio es del 21,07 % por año.² Por otro lado, al analizar el coeficiente de las variables de control vemos que la escolaridad afecta negativamente al crecimiento pero no de manera estadísticamente significativa, lo que es bastante contra intuitivo, al igual que su correspondiente variable al cuadrado, el cual es positivo y estadísticamente distinto de cero. Ahora a analizar el Índice de Theil vemos que este es significativo y negativo, lo que nos indicaría que la desigualdad presente dentro de la comuna afecta negativamente al crecimiento. Finalmente la cantidad de personas en la comuna no afecta significativamente al crecimiento.

Para contrastar los resultados anteriores, se corrió un modelo de efectos fijos, como el que se planteó en la ecuación (8), el que es conocido en la literatura como *Modelo de Convergencia Condicional* este incorporó una variable dummie para cada comuna, los resultados se encuentran en la columna (2) de la Tabla (4). En esta podemos ver que al agregar controles que capturen la heterogeneidad de cada comuna, en base a sus características invariantes en el tiempo, la mayoría de los coeficientes invierten su signo. Por ejemplo, al analizar nuestra variable de interés podemos ver que esta presenta un signo negativo y estadísticamente significativo lo que apoya la evidencia de la convergencia condicional, a una tasa de convergencia de aproximadamente 3,5 % cada año³, lo cual es bastante elevado en comparación a las tasas encontradas en evidencia anterior, en la cual por ejemplo *Aroca (2000)*, encuentra una tasa de convergencia regional del 0,08 % anual.

Al ver el coeficiente que acompaña a la escolaridad vemos que este se vuelve estadísticamente positivo, acorde con lo que plantearía la teoría neo-clásica de crecimiento, en donde a mayor capital humano, aumenta el crecimiento. Su correspondiente expresión al cuadrado posee un signo negativo, lo cual nos muestra que también a nivel agregado los rendimientos de la escolaridad son crecientes a tasa decreciente.

Por otro lado la desigualdad presente al interior de las comunas presenta un signo negativo, lo que nos indicaría que a mayor desigualdad presente dentro de las comunas estas tienen a crecer menos, finalmente el número de personas en la comuna tampoco es significativo.

Estos dos modelos nos entregan luces acerca de dos posibles especificaciones sobre un modelo de crecimiento, ahora la pregunta relevante es si existe evidencia para creer que estos modelos presentan problemas de autocorrelación espacial, ya que de ser así tendría mucho sentido correr modelos **SAR** y **SER** de modo de capturar

²Esta aproximación viene dada por el hecho de que la periodicidad del panel no es balanceada, dado que la encuesta ha sido publicada en ocasiones con una diferencia de 3 años y en otras de 2, por lo que se considera que en promedio esta ha sido publicada cada 2,8 años. Por esto al tener una tasa de convergencia del 59 % cada 2,8 años, al hacer regla de tres simple llegamos a una tasa de convergencia del 21 % anual.

³Siguiendo la metodología descrita en la nota anterior

estos efectos. Para identificar dicho error de especificación es que se computaron test de *Lagrange Multiplier* para identificar que tipo de autocorrelación puede presentar nuestro modelo, los cuales se definen en nuestro contexto de datos de panel con localización geográfica como sigue.

Primero necesitamos trabajar definir formalmente una matriz de $N \times N$, la cual será escrita genéricamente como:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & w_{1,2} & \cdots & w_{1,n} \\ w_{2,1} & 0 & \cdots & w_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n,1} & w_{n,2} & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{N \times N} \quad (18)$$

Luego definiremos una matriz identidad Ψ de $T \times T$, la cual nos será útil a la hora de definir la matriz sobre la cual se realizará el Test de Lagrange, la que será el producto de *Kronecker* de W con Ψ .

$$W_p = W \otimes \Psi = \begin{pmatrix} 0 & \Psi & \cdots & \Psi \\ \Psi & 0 & \cdots & \Psi \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Psi & \Psi & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{NT \times NT} \quad (19)$$

Luego en base a esto se define el test de correlación de I de Moran como la ecuación (20) en la cual “ e ” corresponde al error del modelo MCO y W_p corresponde a la matriz previamente definida.

$$I = \frac{e'W_p e}{e'e} \sim Z \quad (20)$$

Luego el Test de Multiplicador de la Grange para el término de error se definirá como:

$$LM - ERROR = \frac{1}{T} \left[\frac{e'W_p e}{\hat{\sigma}^2} \right]^2 \sim \chi_{(1)} \quad (21)$$

Finalmente el Test de Multiplicador de la Grange para la variable dependiente autocorrelacionada espacialmente se definirá como:

$$LM - LAG = \left[\frac{e'W y}{\hat{\sigma}^2} \right]^2 [R J_{p-\beta}]^{-1} \sim \chi_{(1)} \quad (22)$$

En donde los términos dentro de cada Test corresponden a:

$$T = \text{traza}(W_p + W_p') \cdot W_p \quad (23)$$

$$R J_{p-\beta} = [T + (W X \beta)' M (X W \beta) / \hat{\sigma}^2] \quad (24)$$

$$M = I - X(X'X)^{-1}X' \quad (25)$$

Finalmente en lo que debemos fijar la atención es que la intuición del primer y segundo test (*I de Moran* y *LM- Error*) es tratar de analizar si el problema de especificación del modelo proviene desde los no observables, es decir analiza dentro de los residuos, como proxis al término de error si es que efectivamente dentro de estos existe autocorrelación espacial. Es por esto que si rechazamos esta hipótesis, la potencia estadística del Test, nos estaría indicando que deberíamos tender a ocupar un modelo **SER**.

Por otro lado, el tercer test (*LM - Lag*), analiza intuitivamente si el error de especificación se produjo desde el hecho de que nuestra variable explicada mantiene una relación de autocorrelación espacial, por lo que si se rechaza esta hipótesis deberíamos recurrir a un modelo **SAR**.

Los resultados de los test realizados se resumen en la tabla (2), en donde se presentan los test de I de Moran y Lagrange Multiplier descritos anteriormente, además de una versión robusta de este último test, el cual puede verse en detalle en *Zhenlin Yang (2009)*

Cuadro 2: Test de AutoCorrelacion Espacial

	Reg. W Binaria			Reg. W Inverso Distancia			Reg. W Binaria Efecto Fijo			Reg. W Distancia Efecto Fijo		
	stat	df	p-value	stat	df	p-value	stat	df	p-value	stat	df	p-value
Moran	0,038	1,000	0,970	4,619	1,000	0,000	0,304	1,000	0,761	4,131	1,000	0,000
LM Error	1,635	1,000	0,201	0,488	1,000	0,485	2,661	1,000	0,103	0,900	1,000	0,343
RobustLM Error	4,935	1,000	0,026	0,116	1,000	0,733	2,527	1,000	0,112	3,058	1,000	0,080
LM lag	1,265	1,000	0,261	0,620	1,000	0,431	0,200	1,000	0,655	0,400	1,000	0,527
RobustLMlag	4,565	1,000	0,033	0,248	1,000	0,618	0,065	1,000	0,798	2,558	1,000	0,110

Los test para los modelos especificados nos muestran en primera instancia que para el modelo de convergencia absoluta de la ecuación (7) con la matriz binaria de colindancia, muestra que se rechaza la hipótesis de la ausencia de correlación espacial tanto en el término de error como en la variable explicada, lo que nos hace presumir que podremos ocupar modelos **SAR** y **SER**, para corregir este problema de especificación. Por otro lado al utilizar la especificación de la inversa de la distancia, tenemos que solamente se rechaza el test correspondiente a la I de Moran, lo que nos haría inclinarnos por un modelo (**SER**).

Ahora al analizar el test para el modelo de efectos fijos o convergencia condicional, con la especificación la matriz W como binaria tenemos que que no se puede rechazar la hipótesis de ausencia de autocorrelación espacial, con menos del 10 % de riesgo sobre el Test LM sobre el término de error, lo que nos habría aventurarnos en creer que se podría corregir este error mediante un modelo (**SER**). Por otro lado, al analizar la especificación de W como el inverso de la distancia, tenemos que se rechaza la hipótesis de la I de Moran, y del Test LM-Error en su versión robusta, lo que nos indica presencia de autocorrelación espacial en el término de error, aun que no podemos dejar de notar que no se rechaza al 10 % la hipótesis de autocorrelación espacial de la variable explicativa solamente por un 1 % por lo que tampoco se podría descartar de plano esta especificación.

En base a los test desarrollados se observa que en todos los modelos existe algún tipo de autocorrelación espacial, ya sea este desde su componente de error o desde la variable explicativa, es por esto que para ganar eficiencia en nuestras estimaciones de β -Convergencia se han desplegado todos los modelos **SAR** y **SER** de cada especificación de la matriz W , dichos resultados serán comentados en el apartado siguiente.

8.3. Modelos de Autocorrelación Espacial

Primero comenzaremos analizando las columnas (III) y (VII) de la tabla de resultados, las que corresponden a las correcciones del modelo de crecimiento incondicional mediante un modelo **SAR** para las matrices W Binaria y de Inverso de la distancia. En la columna (III), podemos observar que con la nueva especificación del modelo, todos los coeficientes mantienen su signo y significancia, menos la escolaridad, variable que deja de ser significativa. Al mirar detalladamente nuestra variable de interés vemos que esta baja considerablemente su valor con respecto al modelo sin corregir, lo cual podría estar ocurriendo debido a que parte del crecimiento atribuido a cada comuna i , era realmente explicado por la comuna j , efecto que es recogido por nuestro parámetro ρ , el cual es significativo y positivo al 1 %, lo cual nos indica que existe autocorrelación positiva dentro del modelo, es decir, los “cluster” de ingresos altos, crecen más por estar cerca unos de otros y por el contrario los “cluster” de comunas retrasadas potencian negativamente su condición al estar tan juntas unas de las otras.

Por otro lado al analizar la corrección hecha en base a la matriz de inverso de la distancia, (columna VII) vemos que solamente el índice de Theil mantiene su significancia, en conjunto con el parámetro ρ , lo cual nos ver que las estimaciones son sensibles a la especificación de la matriz W , debido a que esta segunda especificación tiene una construcción inherentemente Gausiana, debido a que esta considera que todo se relaciona con todo, solo que lo que está más alejado deja de tener tanta ponderación en la estimación, es por esto que podríamos pensar que al explicar la tasa de crecimiento no solo basta con analizar las comunas que colindan directamente a la comuna i , sino a todas aquellas comunas j que se encuentran a una cierta distancia de la comuna i . En

base a esto podríamos pensar que es más relevante a la hora de explicar tu tasa de crecimiento el entorno en el que se encuentra la comuna, presentado por el componente ρ , que su ingreso propiamente tal en el periodo anterior.

En base a lo anterior, podemos ver que a pesar de que este modelo corrige problemas de nuestra especificación sin geoposicionamiento, el modelo de crecimiento incondicional es demasiado restrictivo en sus supuestos, por esto se dejará de analizar las correcciones generadas sobre este, en modelos **SER** que básicamente son consistentes con lo encontrado en los modelos, **SAR**, pero de igual forma se dejan planteados en la tabla de resultados, para que el lector pueda ver los resultados de todos modos.

Ahora, al corregir nuestros modelos de efectos fijos por comunas, mediante la especificación **SAR**, encontramos que nuestra variable de interés se presenta negativa en ambas especificaciones de la matriz W , pero no es significativa en su forma de inverso de distancia, posiblemente debido a las razones entregadas anteriormente. En base a esto, se encuentra evidencia significativa de convergencia, para la primera especificación a pesar de que esta es a una tasa del 0,02 % anual. Ahora al analizar los coeficientes de las variables de control, tenemos que para ambos casos se tienen resultados robustos, debido que independiente de la matriz W , se encuentran los mismos resultados, en donde la escolaridad afecta positivamente, negativamente en su versión al cuadrado, y el índice de Theil presentando un signo negativo, todas estas de manera significativa.

Al ver el comportamiento del parámetro ρ , se encuentra que este es significativo, al 1 % lo que nos daría luces de una auto correlación positiva en toda el área, resultado consistente con todas las especificaciones anteriores.

Finalmente al analizar las columnas (V) y (X) de la tabla de resultados, que contienen los resultados de las especificaciones **SER** en efectos fijos, obtenemos resultados similares a los encontrados en las especificaciones **SAR** de efectos fijos, en donde nuestra variable de interés se comporta negativa y significativa, en la primera especificación de la matriz W , pero no significativa para la segunda. También podemos observar que el parámetro que acompaña al término de error autocorrelacionado espacialmente (λ) también se comporta positivo y significativo, lo cual nos hace intuir que hay otro tipo de relaciones no observables que afectan positivamente, el crecimiento de las comunas que se encuentran más cerca unas de otras. Por otro lado los signos de las variables de control son consistentes con las especificaciones **SAR**, no así la significancia de todos estos. Por un lado, los años de escolaridad siempre se mantienen significativos, no así su término al cuadrado. Finalmente el índice de Theil se mantiene negativo, pero solo es significativo en para el modelo con la matriz W de características binarias.

9. Conclusiones

En el presente trabajo se ha testeado la hipótesis de β -Convergencia para las comunas del Gran Santiago entre el periodo 1998 y 2013, en base a correcciones de modelos de crecimiento clásicos con modelos de autocorrelación espacial, en la evidencia encontrada en modelos que incorporan efectos fijos, nos hacen ver que existe una convergencia, pero a tasas muy bajas 0,02 %-0,8 % anual, lo que en la práctica corresponde a una convergencia regional nula.

Por otro lado los controles introducidos a los modelos de crecimiento, vemos que el capital humano de la comuna afecta de forma positiva consistentemente a la tasa de crecimiento en todos los modelos de efectos fijos.

Un resultado interesante es que la desigualdad presente en las comunas, ha afectado negativamente en todas las especificaciones de efectos fijos, y solo ha dejado de ser significativo en la última especificación (**SER** con W inverso de distancia), lo cual no mostraría evidencia a favor de políticas públicas que eliminen las desigualdades al interior de cada comuna, como un factor positivo para el crecimiento de la región.

Finalmente, en base a la batería de test de significancia estadística realizados, podemos ver que a todas luces existe una correlación en términos espaciales, en el área a lo largo de todo el periodo de análisis, en donde en base los gráficos *Moran Scatter Plot*, podemos ver que tenemos no más de 7 comunas que se encuentran muy por sobre del promedio de ingreso nacional, y estas se encuentran muy cerca unas de otras, lo que potencia su

crecimiento en un círculo virtuoso. En contraste, tenemos una gran cantidad de comunas que se encuentran por debajo del promedio, las cuales generan un círculo vicioso de estancamiento debido a que potencian negativamente su crecimiento.

10. Bibliografía

1. ANSELIN, L., & BERA, A. K. . Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. *statistics textbooks and monographs*, 155, 237-290.(1998)
2. P. AROCA , Econometría Espacial: Una Herramienta Para el Análisis de la Economía Regional , *Universidad de Antofagasta Chile V Encuentro de la Red Economía Social PANAMA septiembre, 2000*.
3. P. AROCA y MARIANO BOSCH, *Crecimiento, Cconvergencia Y Espacio en las Regiones Chilenas: 1960-1998*, Estudios de Economía. Vol.27 Nro2, Diciembre 2000.
4. ANSELIN,L, Spatial Econometrics: Methods and Models. Kluwer. Dordrecht , págs.136–163, 2005.
5. BARRO, R. J y SALA-I-MARTIN, X. Economic Growth, *McGraw-Hill*,1995.
6. SERGIO J. REY y BRETT D. MONTOURI Economic Growth, US Regional Income Convergence: A Spatial Econometric Perspective *Regional Studies*, Vol33.2 pp. 143-156 ,1998.
7. SERGIO J. REY Spatial Analysis of Regional Income Inequality *Regional Economics Applications Laboratory, University of Illinois*,2001.
8. XIAOFAN YU A Spatial Interpretation of the Persistency of China's Provincial Inequality *Frankfurt School – Working Paper Series*,2011.
9. TULLIO BUCCELLATO Convergence across Russian Regions:A Spatial Econometrics Approach *Centre for Financial and Management Studies*,2007.
10. SOFIA AHMED Essays on Spatial Inequalities in Income and Education: Econometric Evidence from Pakistan *PhD Dissertation, School of International Studies & Interdepartmental Centre for Research and Training in Economics and Management , University of Trento, 2011*.
11. PISATI, M Tools for Spatial Data Analysis *Stata Technical Bulletin ,Vol. 10, College Station, TX: Stata Press, 2011*.
12. LEE, L. F Asymptotic distributions of maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models *Econometrica*, (72), 2004.
13. J. GOERLICH GISBERT Desigualdad, Ddiversidad y Convergencia: (más) Intrumentos de medida - Modelos de Regresión, *Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, S.A.* septiembre, 2001.
14. P. A. PETERS Spatial Segregation in Complex Urban Systems: Housing and Public Policy in Santiago, Chile *The University of Texas at Austin May 2009*
15. P. A. PETERS Creating and managing spatial-weighting matrices with the SPMAT command *The Stata Journal* 13, Number 2, pp. 242–286 (2013)
16. P. A. PETERS Maximum likelihood and generalized spatial two-stage least-squares estimators for a spatial-autoregressive model with spatial-autoregressive disturbances *The Stata Journal* (2013) 13, Number 2, pp. 221–241
17. LEE, L. F Consistency and efficiency of least squares estimation for mixed regressive, spatial autoregressive models , *Econometric Theory* ,18 252 277, 2002
18. LEE, L. F. y YU, J. Estimation of spatial autoregressive panel data models with fixed effects *Journal of Econometrics* ,2010

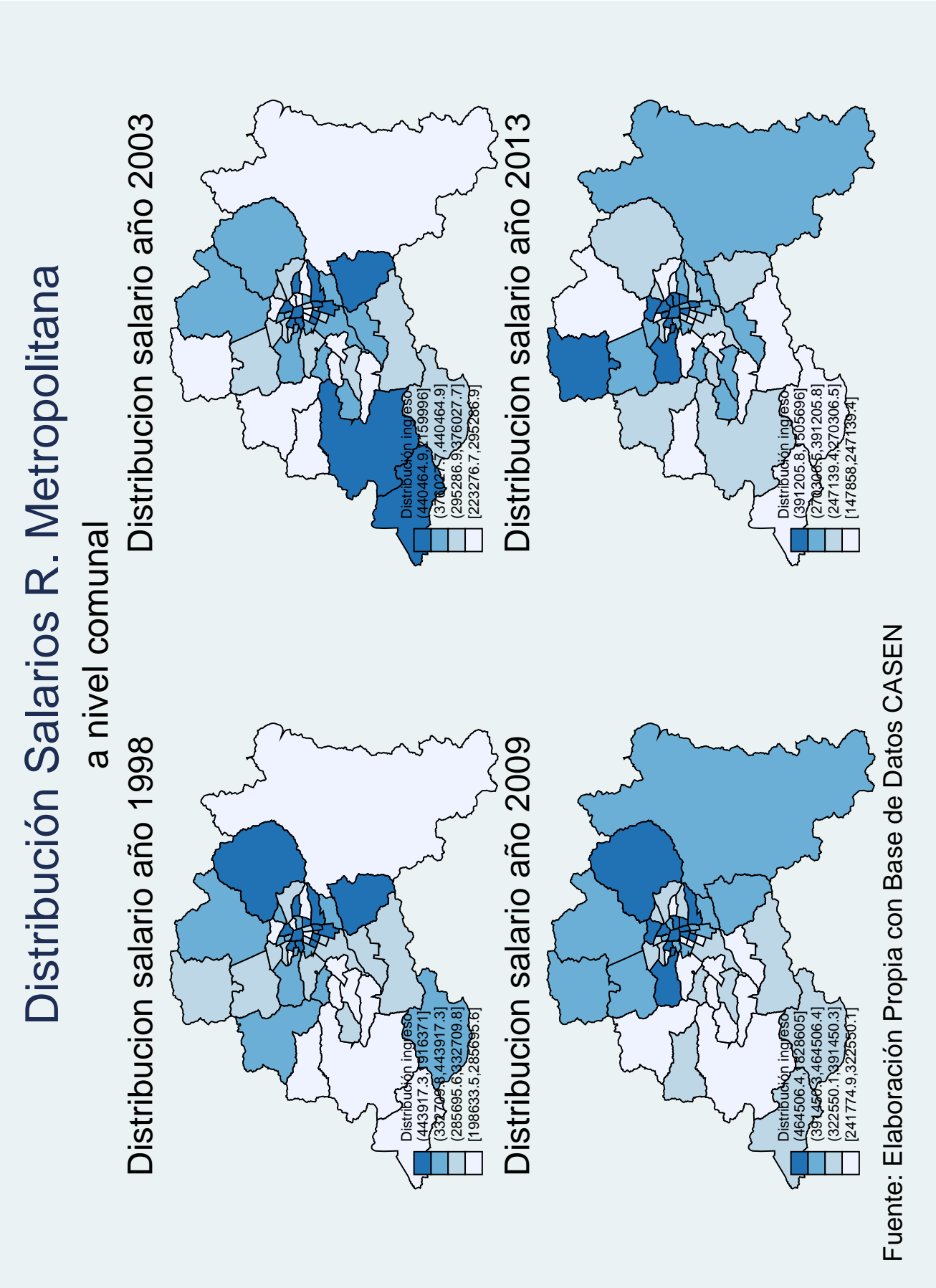
19. TOBLER W, *A computer movie simulating urban growth in the Detroit region* Economic Geography, 46(2): 234-240 , 1970.
20. SALA I MARTIN, X , *The Clasical Approach to Convergence Analysis* , The Economic Journal, 1019- 1036, Julio 1996.
21. BUCCELLATO T. *Convergence across Russian Regions: A Spatial Econometrics Approach* , Centre for Financial and Management Studies, Univeristy of London, 2007.
22. LI, HONGFEI; CALDER, CATHERINE A.; CRESSIE, NOEL *Beyond Moran's I: Testing for Spatial Dependence Based on the Spatial Autoregressive Model*. Geographical Analysis 39 (4): 357–375. (2007).
23. MORAN, P. A. P. *Notes on Continuous Stochastic Phenomena* Biometrika 37 (1): 17–23. (1950).
24. YANG Z. *A Robust LM Test for Spatial Error Components* , School of Economics, Singapore Management University ,2009.

11. Anexos - Figuras y Tablas

Cuadro 3: Estadística Descriptiva

	IngresoPromedio	EscolaridadPromedio	IndicedeTheil	Poblacion
Santiago	630.906,06	12,94	0,46	222.772,00
Cerrillos	362.479,11	10,38	0,33	75.438,00
CerroNavia	261.142,02	9,23	0,39	143.058,00
Conchali	330.098,16	10,16	0,30	125.801,83
ElBosque	296.926,71	9,90	0,29	172.869,83
EstacionCentral	369.218,80	10,82	0,37	128.618,00
Huechuraba	411.718,38	9,96	0,45	82.925,83
Independencia	390.215,87	11,20	0,35	70.131,83
LaCisterna	470.355,23	11,62	0,44	82.447,83
LaFlorida	444.884,01	11,46	0,47	381.667,50
LaGranja	286.066,53	9,79	0,23	131.199,50
LaPintana	247.923,81	8,98	0,24	198.726,50
LaReina	1.012.763,31	13,28	0,38	96.719,67
LasCondes	1.542.414,65	14,61	0,46	279.985,33
LoBarnechea	1.332.080,64	12,03	0,51	88.449,33
LoEspejo	263.983,34	9,62	0,39	102.074,33
LoPrado	309.590,21	10,16	0,31	102.753,67
Macul	418.574,99	11,50	0,31	113.468,50
Maipu	434.921,67	11,62	0,34	606.505,50
Ñuñoa	923.884,57	13,78	0,41	173.291,67
PedroAguirreCerde	311.914,95	10,07	0,45	111.967,00
Peñalolen	411.457,81	10,24	0,52	227.572,00
Providencia	1.173.958,80	14,76	0,35	128.027,17
Pudahuel	338.400,39	10,37	0,33	237.983,50
Quilicura	404.251,86	10,93	0,45	181.011,67
QuintaNormal	353.002,21	10,47	0,30	103.155,17
Recoleta	303.026,53	10,13	0,30	143.036,83
Renca	301.018,61	9,86	0,29	136.357,83
SanJoaquin	326.038,21	10,32	0,83	87.496,33
SanMiguel	577.174,80	12,04	0,42	78.859,50
SanRamon	289.829,37	9,37	0,31	90.669,83
Vitacura	1.813.571,92	15,02	0,55	82.105,67
PuenteAlto	351.850,51	10,88	0,43	603.448,83
Pirque	483.713,08	10,22	0,57	18.909,67
SanJoseDeMaipo	370.623,10	10,05	0,42	12.851,33
Colina	363.898,60	9,66	0,40	90.477,00
Lampa	310.555,46	9,31	0,48	58.505,33
Tiltil	321.067,79	9,15	0,48	15.209,00
SanBernardo	314.890,07	9,84	0,37	270.575,17
Buin	344.861,80	10,01	0,44	68.324,00
CaleradeTango	467.089,04	9,45	0,49	20.836,17
Paine	291.083,80	9,40	0,56	58.523,50
Melipilla	326.249,09	9,60	0,51	101.607,00
Alhue	265.643,81	8,38	0,38	4.914,33
Curacavi	327.161,02	9,43	0,50	27.501,67
MariaPinto	245.047,73	8,34	0,30	11.812,83
SanPedro	233.585,22	7,96	0,32	8.082,00
Talagante	388.108,00	10,19	0,52	69.817,00
ElMonte	305.755,68	9,38	0,40	30.097,83
IsladeMaipo	320.288,42	9,37	0,48	28.816,33
PadreHurtado	295.669,20	9,62	0,37	44.714,83
Peñaflor	362.237,65	10,20	0,41	78.929,50

Figura 1: Salarios Región Metropolitana



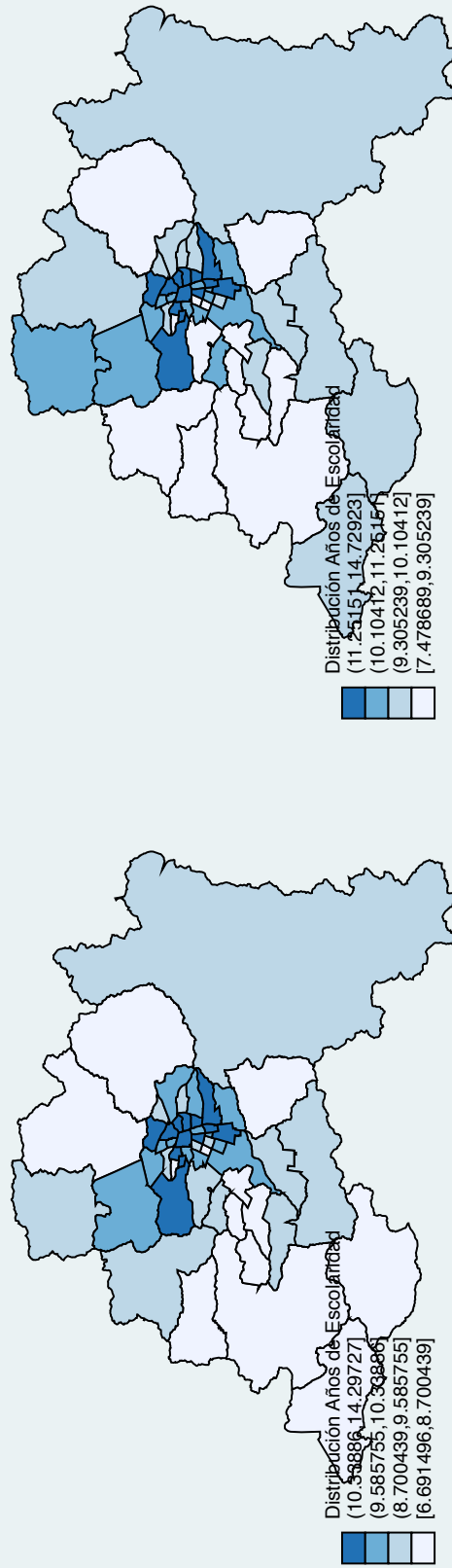
Fuente: Elaboración Propia con Base de Datos CASEN

Figura 2: Años de escolaridad Región Metropolitana

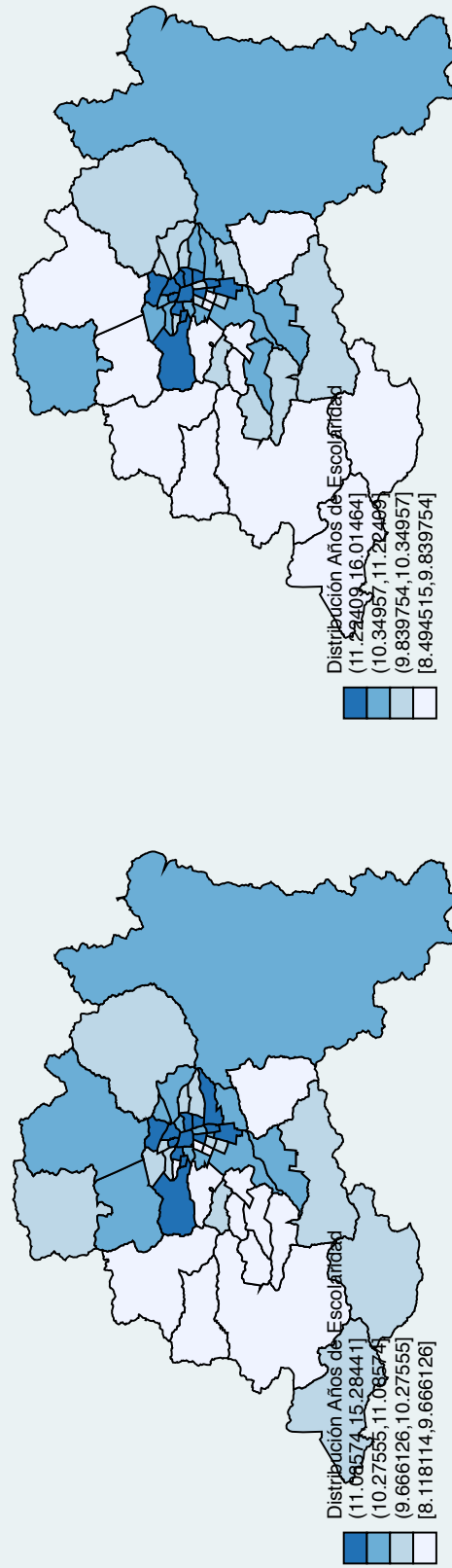
Distribución Años de Escolaridad del Gran Santiago

a nivel comunal

Distribución Años de Escolaridad 1998 Distribución Años de Escolaridad 2003

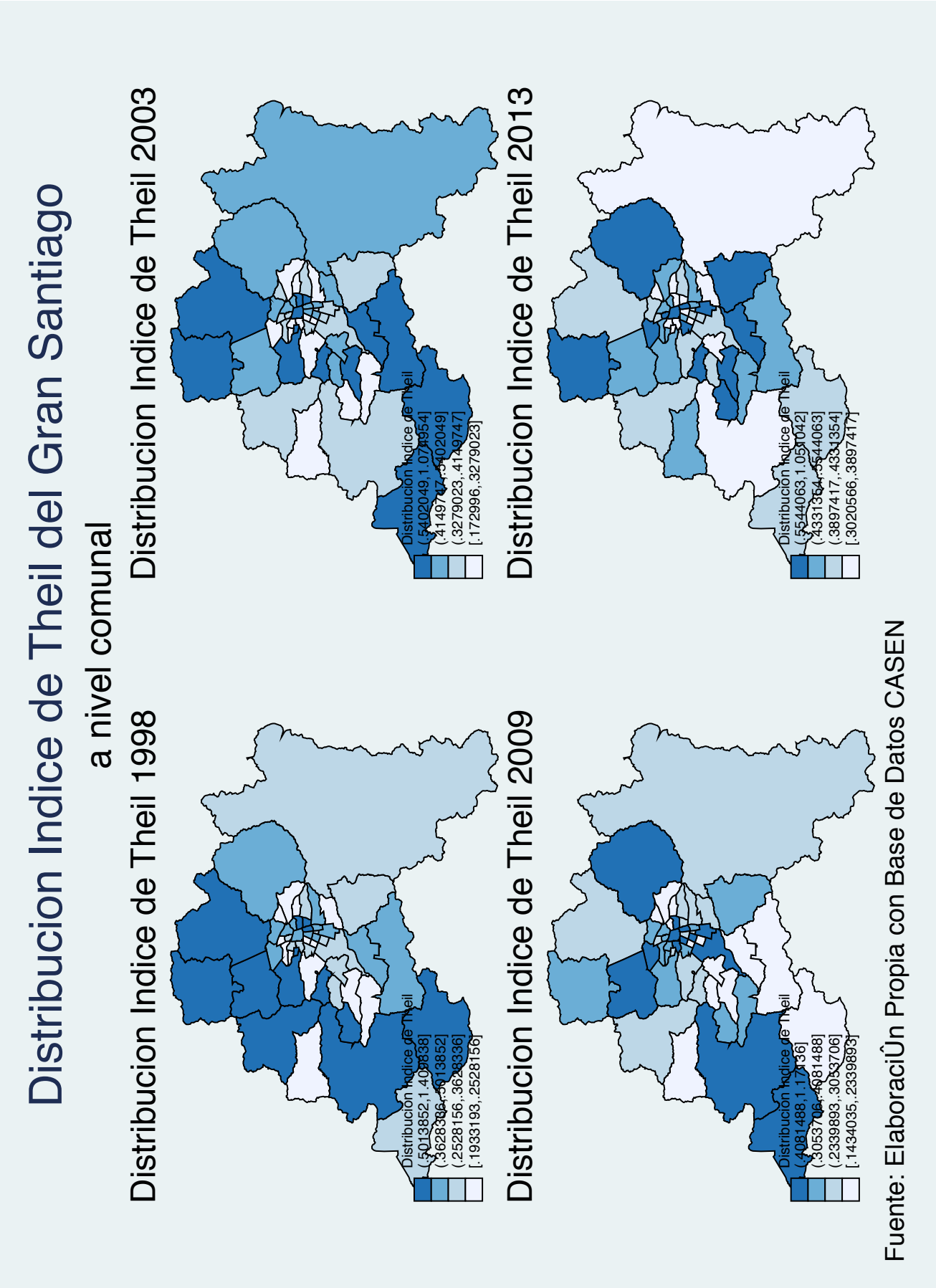


Distribución Años de Escolaridad 2009 Distribución Años de Escolaridad 2013



Fuente: Elaboración Propia con Base de Datos CASEN

Figura 3: Índice de Theil Región Metropolitana



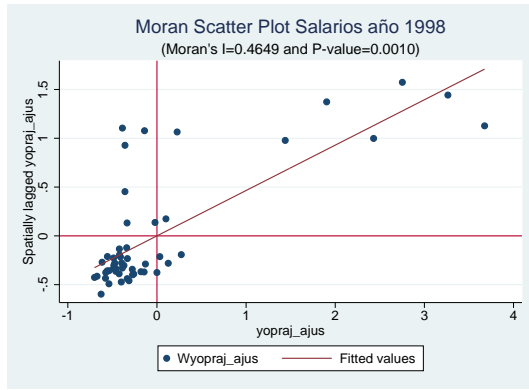


Figura 4: Moran Scatter Plot 1998

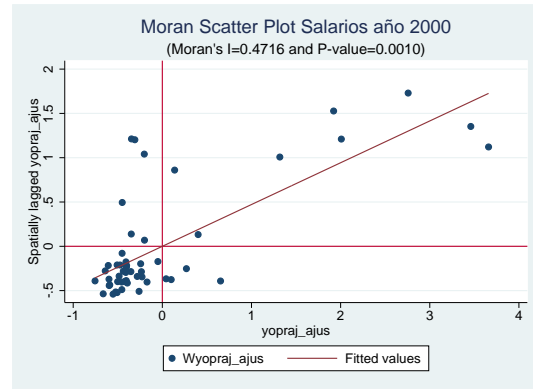


Figura 5: Moran Scatter Plot 2000

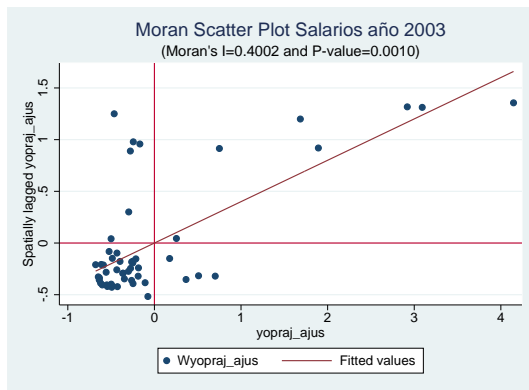


Figura 6: Moran Scatter Plot 2003

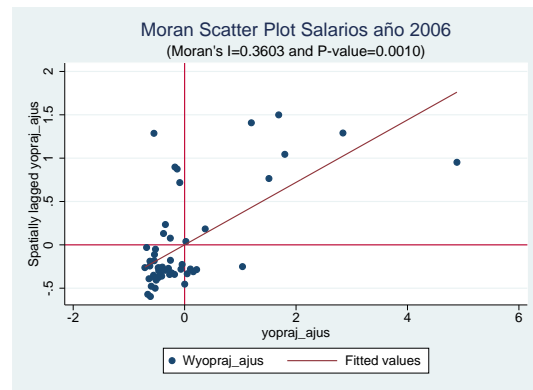


Figura 7: Moran Scatter Plot 2006

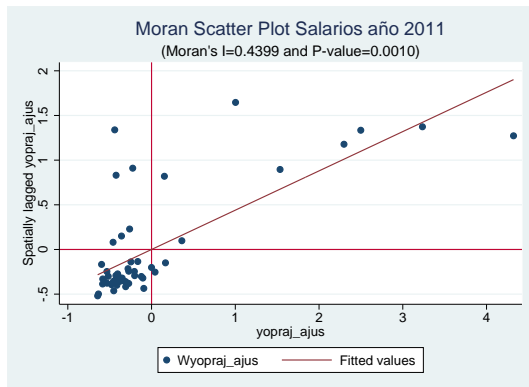


Figura 8: Moran Scatter Plot 2011

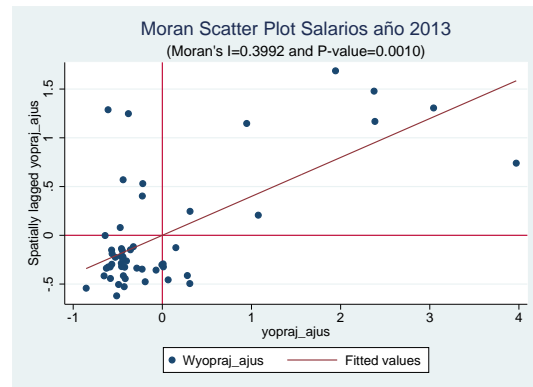


Figura 9: Moran Scatter Plot 2013

Cuadro 4: Estimaciones por Diferentes Metodologías

VARIABLES	Modelos									
	(I) Panel $\Delta Ln(y_{it})$	(II) FE $\Delta Ln(y_{it})$	(III) SAR W_1 $\Delta Ln(y_{it})$	(IV) SAR-FE W_1 $\Delta Ln(y_{it})$	(V) SER W_1 $\Delta Ln(y_{it})$	(VI) SAR-FE W_1 $\Delta Ln(y_{it})$	(VII) SAR W_2 $\Delta Ln(y_{it})$	(VIII) SAR-FE W_2 $\Delta Ln(y_{it})$	(IX) SER W_2 $\Delta Ln(y_{it})$	(X) SER-FE W_2 $\Delta Ln(y_{it})$
$Ln(y_{it})$	0.591*** (0.053)		0.172** (0.074)	-0.089* (0.048)	0.625*** (0.134)	-0.098* (0.056)	0.125 (0.101)	-0.066 (0.049)	0.775*** (0.059)	-0.062 (0.063)
Esc	-0.031 (0.078)	0.160 (0.127)	-0.094 (0.096)	0.196** (0.098)	0.010 (0.099)	0.183* (0.108)	-0.048 (0.130)	0.211** (0.099)	-0.010 (0.072)	0.202** (0.101)
Esc2	0.006* (0.003)	-0.002 (0.006)	0.009** (0.004)	-0.008* (0.005)	0.003 (0.005)	-0.007 (0.005)	0.007 (0.007)	-0.009* (0.005)	0.003 (0.003)	-0.008* (0.005)
Theil Index	-0.109* (0.062)	0.163*** (0.058)	-0.121** (0.053)	-0.085* (0.045)	-0.198*** (0.062)	-0.088* (0.047)	-0.115** (0.055)	-0.077* (0.046)	-0.223*** (0.062)	-0.076 (0.049)
Numper	-0.000* (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
rho (ρ)			0.411*** (0.065)	0.310*** (0.073)			0.410** (0.162)	0.510*** (0.134)		
lambda (λ)					0.453*** (0.071)	0.314*** (0.077)			0.717*** (0.085)	0.529*** (0.142)
Constant	-8.044*** (0.775)	11.365*** (0.686)	-2.298** (1.057)		-8.576*** (1.939)		-1.936 (1.193)		-10.238*** (0.814)	
Observations	312	312	312	312	312	312	312	312	312	312
R-squared	0.823	0.900	0.789	0.079	0.821	0.025	0.774	0.103	0.816	0.083
Number of comuna			52	52	52	52	52	52	52	52

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