

R E V I S T A  
ECONÓMICA  
LA PLATA

Convergencia entre departamentos argentinos:  
Un enfoque de econometría espacial en base a datos de luminosidad  
nocturna

Convergence across Argentine departments: A spatial econometrics  
approach based on nighttime luminosity data

**RESUMEN**

En este trabajo examinamos la existencia de beta-convergencia, absoluta y condicional, en el ingreso per cápita entre departamentos para un período que se extiende por más de dos décadas (1992-2013). A diferencia de la mayoría de los antecedentes en el tópico, aquí relajamos el supuesto de independencia entre observaciones y permitimos la presencia de dependencia espacial en modelos estáticos y dinámicos, a la vez que utilizamos datos de luminosidad per cápita como proxy del ingreso promedio.

Los resultados muestran robusta evidencia sobre la existencia de un proceso de convergencia condicional en el período examinado. Es decir, aun considerando los efectos espaciales, los departamentos con menores niveles de ingreso per cápita tienen una mayor tasa de crecimiento económico. Los hallazgos refuerzan la importancia de la inclusión de efectos espaciales en el análisis. El efecto espacial global positivo y significativo indica que la trayectoria económica de un departamento se ve significativamente afectada por la trayectoria de sus vecinos. Por último, los efectos de derrame espacial frenan el proceso de convergencia para el período total bajo estudio y la dinámica temporal es heterogénea entre subperíodos: los efectos espaciales tienden a retrasar la convergencia entre 1992-2002, mientras que la aceleran entre 2002-2013.

**Palabras clave:** convergencia, crecimiento, econometría espacial, Argentina.

**SUMMARY**

In this paper, we examine the existence of absolute and conditional beta-convergence in per capita income across departments over a period spanning more than two decades (1992-2013). Unlike most previous studies on the topic, we relax the assumption of independence between observations and allow for the presence of spatial dependence in both static and dynamic models, using per capita luminosity data as a proxy for average income.

The results provide robust evidence of a conditional convergence process over the period studied. Specifically, even when accounting for spatial effects, departments with lower levels of per capita income experience a higher rate of economic growth. These findings underscore the importance of incorporating spatial effects into the analysis. The positive and significant overall spatial effect indicates that the economic trajectory of a department is significantly influenced by the trajectory of its neighbours. Finally, spatial spillover effects slow down the convergence process for the entire period under study, with temporal dynamics varying between subperiods: spatial effects tend to delay convergence from 1992 to 2002, while they accelerate it from 2002 to 2013.

**Keywords:** Convergence, economic growth, spatial econometrics, Argentina.

**Recibido:** 20/05/2024. **Aceptado:** 01/04/2025

**Publicado:** 07/05/2025

**Clasificación JEL:** O47, C21, N16

**Agradecimientos:** Agradecemos los comentarios recibidos en la LVIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, así como los de los referís de la Revista Económica que mejoraron la versión inicial de este trabajo.

**Isabela Sánchez Vargas:** Universidad Nacional de Misiones; CONICET. ORCID: [0000-0002-5269-7853](https://orcid.org/0000-0002-5269-7853)

e-mail: [isabela.sanchez@fce.unam.edu.ar](mailto:isabela.sanchez@fce.unam.edu.ar)

**Fernando Antonio Ignacio González:** Universidad Nacional de Misiones; Universidad Católica del Norte; CONICET. ORCID: [0000-0002-8347-9808](https://orcid.org/0000-0002-8347-9808). e-mail: [fernando.gonzalez@fce.unam.edu.ar](mailto:fernando.gonzalez@fce.unam.edu.ar)

**Facundo Costa de Arguibel:** Universidad Nacional de Misiones; CONICET. ORCID: [0009-0004-3570-2747](https://orcid.org/0009-0004-3570-2747). e-mail: [facundo.costa@fce.unam.edu.ar](mailto:facundo.costa@fce.unam.edu.ar)

**Juan Antonio Dip:** Universidad Nacional de Misiones.

ORCID: [0000-0003-3714-2478](https://orcid.org/0000-0003-3714-2478).

e-mail: [juan.dip@fce.unam.edu.ar](mailto:juan.dip@fce.unam.edu.ar)

## 1. INTRODUCCIÓN

El interés por el crecimiento y la convergencia económica han sido uno de los principales tópicos de interés y debate de los economistas en los últimos años. En términos generales, la convergencia económica implica una tendencia de largo plazo hacia la igualdad en los niveles de vida entre diferentes regiones o países, siendo su estudio particularmente relevante para Argentina. A finales del siglo XIX, el país se encontraba entre los más ricos en términos de ingreso per cápita con un desempeño futuro prometedor. Sin embargo, el inicio del siglo XXI refleja un pobre desempeño económico del país, con un estancamiento de más de una década. En este contexto, la historia del desarrollo económico argentino ha estado caracterizada por profundas disparidades territoriales. La región del Norte Grande Argentino ha estado históricamente rezagada en relación con el resto del país en términos de bienestar y desarrollo (González et al., 2021; González y Santos, 2020; Longhi y Osatinsky, 2017; Aráoz y Nicolini, 2015). Más aún, existe evidencia de que las regiones ricas del país han sufrido un proceso de reversión en la riqueza económica relativa (Maloney y Valencia Caicedo, 2016; Aráoz et al., 2020). En otras palabras, las provincias del sur del país, escasamente pobladas y relativamente pobres en el siglo XVI, se habrían convertido en la región más próspera y rica, mientras que lo contrario ocurrió con la región del Noreste Argentino.

En este marco, es deseable entender cómo se configuran las trayectorias de crecimiento de las regiones en Argentina, ya que son un reflejo de las diferencias de ingresos actuales. Uno de los enfoques más utilizados en la literatura sobre convergencia regional es el de beta-convergencia, el cual destaca que las regiones más pobres (con bajos niveles de ingreso per cápita) tienden a crecer más rápido que las regiones más ricas, generando un proceso de *catch-up* e igualando los niveles de vida entre las regiones en el largo plazo.

Una variedad de estudios ha documentado las causas, características y dinámica de los procesos de convergencia a nivel subnacional (Barro y Sala-i-Martin, 1992; Rey y Montouri, 1999; Chanda y Kabiraj, 2020). Una debilidad de estos trabajos es la falta de consideración de las interrelaciones económicas que surgen entre las regiones, en donde estas son tratadas como islas independientes. En este sentido, es de esperar que las regiones presenten un mayor grado de interacción a nivel subnacional, debido a menores barreras que posibilitan mayores flujos de comercio interregional, difusión tecnológica y una gran movilidad del factor trabajo. Esto evidencia que el bienestar de una región podría depender de las regiones vecinas, lo que destaca la necesidad de considerar la dependencia espacial para explicar los procesos de crecimiento y desarrollo regional. De esta manera, la proximidad de las unidades geográficas genera una fuerza espacial que podría determinar las dinámicas de crecimiento de las regiones (Rabanal, 2016; Annoni et al., 2019; Rey y Janikas, 2005).

La mejor manera de controlar las interacciones regionales sería incluir directamente los movimientos de mano de obra, capital y bienes en los modelos de convergencia o crecimiento regional. Sin embargo, esta tarea se torna imposible ante la dificultad en la disponibilidad de datos. En este caso puntual, los métodos de datos de panel espacial pueden proporcionar un marco indirecto, pero factible y confiable, para los análisis de convergencia y crecimiento regional. Estos métodos pueden corregir el sesgo inherente a los modelos clásicos de crecimiento transversal (Piras y Arbia, 2007). El sesgo generado por las diferencias regionales se controla mediante la inclusión explícita de efectos individuales (regionales) que controlan las heterogeneidades individuales dentro del paradigma de datos de panel (Wooldridge, 2010). Las interdependencias espaciales también se modelan explícitamente en modelos espaciales (Elhorst, 2014b).

Como consecuencia, el enfoque de panel espacial nos permite diferenciar con precisión entre los dos tipos de efectos: individuales y espaciales.

Una creciente literatura empírica ha resaltado la importancia de tener en cuenta la dependencia espacial y la heterogeneidad no observada en los estudios de convergencia regional (Rey y Montouri, 1999; Baumont et al., 2003; Abreu et al., 2005; Dall'erba y Le Gallo, 2008; Annoni et al., 2019; entre otros). En Argentina, dicha literatura es incipiente, en tanto solo los trabajos de Talassino (2017) y Talassino y Herrera Gómez (2021) han incorporado efectos espaciales en modelos de beta-convergencia.

En este contexto, este trabajo examina la existencia de beta-convergencia absoluta y condicional en términos de ingreso per cápita entre departamentos de Argentina para el periodo 1992-2013<sup>1</sup>. Para ello se estiman modelos de convergencia regional estáticos y dinámicos que incorporan efectos espaciales en una estructura de datos de panel. Esta estructura permite la estimación e identificación de efectos espaciales directos e indirectos, tanto de corto como de largo plazo. De esta manera, posibilita estudiar las trayectorias de crecimiento de los departamentos y la persistencia en la convergencia económica. Se utilizan datos de luminosidad nocturna como proxy de la actividad económica, y por ende del ingreso, uso que se ha vuelto frecuente en economía (Henderson et al., 2012; Chen y Nordhaus, 2011). Esta tendencia es aún mayor en estudios que se enfocan en países en desarrollo, en donde la información desagregada generalmente no se encuentra disponible y la informalidad de la actividad económica es elevada.

En el mejor de nuestro conocimiento, este trabajo añade valor a la literatura de convergencia en tres aspectos. Primero, estudia la beta-convergencia considerando un período de más de dos décadas, relativamente recientes, con una frecuencia anual en los datos, para departamentos de un país en desarrollo. Típicamente, la literatura se ha enfocado en comparar entre países o entre distritos de países desarrollados. Al respecto, este estudio se diferencia de los antecedentes empíricos para Argentina en tanto incorpora un período relativamente extendido y reciente, aporte que es posible gracias al uso de información novedosa sobre luminosidad nocturna. Segundo, este trabajo levanta el supuesto de independencia espacial y permite la existencia de dependencia entre distritos vecinos. En ese sentido, se realiza un aporte de número a una literatura que comenzó a desarrollarse en esta dirección, pero aún está en ciernes en Argentina, en tanto la mayor parte de la evidencia previa para el país ignora la interdependencia espacial. En tercer lugar, es el primer estudio que incluye el efecto de la persistencia económica en modelos de econometría espacial para el análisis de la beta-convergencia entre departamentos de Argentina. Esta contribución se realiza a partir de la estimación de modelos dinámicos, que permiten la estimación de efectos de derrame espacial tanto de largo plazo (como los modelos estáticos) como de corto plazo.

En adelante, la sección 2 presenta la evidencia empírica más relevante en el tópico de beta-convergencia. La sección 3 describe las fuentes de información utilizadas, mientras que la sección 4 detalla la estrategia de estimación. La sección 5 presenta los principales resultados y, finalmente, la sección 6 discute las principales conclusiones.

---

<sup>1</sup> En adelante se utilizará el término departamentos para hacer referencia a las divisiones territoriales de segundo orden de Argentina: departamentos propiamente dichos de 22 provincias, partidos de la provincia de Buenos Aires y comunas de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires.

## 2. TESTEANDO LA BETA-CONVERGENCIA REGIONAL

Un gran número de trabajos ha documentado la existencia de la beta-convergencia en el contexto regional (Barro y Sala-i-Martin, 1991, 1992; Gennaioli et al., 2014; Ganong y Shoag, 2012). Este enfoque se deriva del modelo de crecimiento de Solow, en donde la tasa de crecimiento de la economía está positivamente relacionada con la distancia que la separa del estado estacionario. Si todas las regiones o países comparten el mismo equilibrio de largo plazo, este enfoque recibe la denominación de beta-convergencia absoluta. Puesto en términos matemáticos, esta especificación se corresponde con

$$g_t = \alpha e_n + \beta y_0 + \epsilon \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2 \epsilon I) \quad (1)$$

donde  $g_t$  es un vector ( $n \times 1$ ) de las tasas de crecimiento del PIB per cápita entre el periodo 0 y  $t$ ;  $y_0$  es el vector del logaritmo natural de los niveles de PIB per cápita en el periodo 0;  $e_n$  es el vector unitario y  $\epsilon$  es el vector de errores con media 0 y varianza  $\sigma^2 \epsilon$ . Aquí la evidencia de un proceso de beta-convergencia absoluta se relaciona con  $\beta < 0$  significativo, el cual representa la correlación entre la tasa de crecimiento del producto per cápita y su nivel inicial.

Sin embargo, si las diferentes economías de los países o regiones presentan características estructurales únicas, el estado estacionario podría diferir entre ellas. En estos casos, el enfoque recibe el nombre de convergencia condicional. La hipótesis de la beta-convergencia condicional generalmente es estudiada de la siguiente forma:

$$g_t = \alpha e_n + \beta y_0 + \Phi X + \epsilon \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2 \epsilon I) \quad (2)$$

en donde a la ecuación (1) se adiciona una matriz  $X$  de variables que afectan el equilibrio de largo plazo de las economías de los países. Diversas variables han sido consideradas en la matriz  $X$ , entre las que se destacan el ahorro, la inversión y el capital humano. Aquí la evidencia de un proceso de beta-convergencia condicional se relaciona también con  $\beta < 0$  significativo.

Los estudios de corte transversal sobre convergencia regional realizados por Barro y Sala-i-Martin (1991, 1992) para Estados Unidos son los más reconocidos en la literatura, y evidencian procesos de convergencia entre las regiones a una velocidad típica de 1%-2% por año. Sin embargo, la literatura empírica ha demostrado resultados heterogéneos en beta convergencia regional entre los países. Aquellos países más desarrollados presentan una menor disparidad regional, en tanto que las naciones más pobres evidencian alta disparidad en sus ingresos regionales (Lessmann y Seidel, 2017).

Una debilidad de estos trabajos es la falta de consideración de las relaciones económicas que surgen entre las unidades geográficas, en donde las diferentes regiones son tratadas como islas independientes. La literatura de la nueva geografía económica, desarrollada por Krugman (1991), destaca que el desarrollo de las regiones está determinado en cierta medida por las interacciones espaciales entre los agentes económicos, el desarrollo previo de las regiones y la estructura espacial de las economías. En otros términos, la concentración espacial de las actividades económicas y la difusión de las externalidades más allá de los límites administrativos producen consecuencias en las dinámicas de crecimiento de las regiones (Mendez y Santos-Marquez, 2021). En este sentido, Rey y Janikas (2005) remarcan que los *spillovers* generados por la geografía y la localización física de las unidades observacionales podrían contribuir de manera más significativa al crecimiento económico de las regiones que los factores macroeconómicos tradicionales. Así, el efecto de la dependencia espacial podría tener profundas implicancias en los patrones de crecimiento a nivel subnacional. Por tanto,

la falta de consideración de la dependencia espacial en los estudios de convergencia económica regional podría derivar en estimaciones sesgadas que subestiman o sobreestiman los procesos de convergencia.

En esta línea, existe una creciente literatura empírica que destaca la importancia de tener en cuenta la dependencia espacial en estudios de convergencia económica, algunos de los cuales serán comentados en adelante. Rey y Montouri (1999) encontraron que la velocidad de convergencia entre los estados de Estados Unidos disminuye cuando se tienen en cuenta los efectos espaciales. A su vez, Baumont et al. (2003) destaca que la introducción de la dependencia espacial incrementa la tasa de convergencia entre las regiones de la Unión Europea. Estos resultados contrapuestos han sido reconciliados al tener en cuenta la presencia de heterogeneidad no observada a partir de estimaciones de datos en panel. A su vez, Badinger et al. (2004), Pfaffermayr (2012) y Cravo y Resende (2013) muestran que la velocidad de convergencia de las regiones es mayor con estimaciones de datos en panel que incluyen efectos fijos. Sin embargo, Barro (2012) argumenta que con muestras pequeñas –paneles cortos– las estimaciones podrían presentar un sesgo de sobreestimación de las tasas de convergencia.

Por otro lado, Ertur y Koch (2007) extienden el modelo neoclásico de Solow incorporando externalidades espaciales en el capital físico y el conocimiento para modelar la interdependencia tecnológica. Destacan que las externalidades espaciales juegan un rol en la interdependencia entre las unidades (países o regiones), en donde el conocimiento acumulado de un país o región depende del conocimiento acumulado en otro país o región.

De forma consistente con el argumento anterior, Gonçalves et al. (2019) destacan que la especialización tecnológica de las regiones vecinas en Brasil tiene una fuerte influencia en el desarrollo tecnológico de la región local y su ulterior crecimiento económico. Asimismo, Furková (2019) señala que la producción de conocimiento en las regiones de Europa está influenciada por los efectos indirectos que producen las actividades de innovación realizadas en otras regiones. Sanso-Navarro et al. (2017) introducen los *spillovers* tecnológicos en un modelo de crecimiento y encuentran que el ingreso per cápita regional depende de los efectos espaciales. Sus resultados reflejan la existencia de externalidades de capital humano entre las regiones, en donde un mayor stock de capital humano en una determinada región no sólo implica un mayor desarrollo tecnológico para esa región, sino también un mayor desarrollo tecnológico para las regiones vecinas.

Por otro lado, el rol del comercio es enfatizado por Amidi et al. (2020), quienes demuestran que las relaciones comerciales entre los países producen efectos indirectos en el crecimiento económico a partir de la transferencia de conocimiento y tecnología, información y recursos humanos calificados producidos por el comercio. Otro determinante considerado en estudios de beta-convergencia es la migración. Estudios como el de Incaltarau et al. (2021) evalúan su rol en el desarrollo económico de Rumania considerando un modelo espacial dinámico de datos de panel para 1995-2015. Sus resultados muestran que la velocidad a la que convergen las regiones de Rumania se incrementa de 1.32% a 2.82% cuando se toman en cuenta los efectos espaciales. Sus hallazgos evidencian que existen importantes efectos de *spillovers* de las regiones vecinas, sobre todo en regiones con niveles de desarrollo más alto. Estos resultados son similares a los encontrados por Bouayad-Agha y Védrine (2010), Kubis y Schneider (2016) y Zhang et al. (2019) para la Unión Europea, Alemania y China respectivamente. Por otro lado, al considerar la migración y la dependencia espacial no se observan grandes cambios en la convergencia económica de las regiones, lo cual podría deberse al hecho de que el capital humano tiende a desplazarse hacia las regiones vecinas con más desarrollo disminuyendo el impacto sobre la propia región.

Otros estudios que incorporan la dependencia espacial exploran heterogeneidades en la convergencia regional teniendo en cuenta la distribución del ingreso de las unidades subnacionales. Entre ellos, Mendez y Santos-Marquez (2021) estudian la convergencia regional a través de un panel balanceado para 274 regiones subnacionales de Indonesia, Malasia, Filipina, Tailandia y Vietnam entre 1998-2012. A partir de la utilización de datos de luminosidad nocturna como proxy de la actividad económica, analizan los patrones de convergencia y los efectos espaciales identificados a través del estadístico de Moran. Sus resultados muestran una convergencia absoluta entre las regiones cuando no se consideran los límites políticos de los países, así como también que en aquellos países más ricos se evidencian patrones de convergencia entre las regiones, en tanto que en los más pobres el resultado es el contrario.

Otro estudio es el de Cartone et al. (2021), quienes exploran los patrones de convergencia regional en 12 países de la Unión Europea para 1981-2009 utilizando un modelo autorregresivo espacial (SAR, por sus siglas en inglés). Para ello utilizan datos a nivel NUTS-2, la unidad estadística territorial en la cual suelen asignarse fondos para políticas regionales, y estiman un modelo de convergencia condicional por cuantiles con efectos espaciales para 187 regiones europeas. Su trabajo resulta innovador en la literatura porque consideran una estructura de regresión por cuantiles para estimar el efecto espacial en diferentes niveles de la distribución del ingreso regional. Los hallazgos evidencian que los efectos espaciales y los *spillovers* tienden a ser mayores en las regiones ubicadas en la cola superior de la distribución, lo que destaca que las regiones más ricas son las que mayor interconexión y difusiones producen. Asimismo, para estas regiones el efecto de la beta-convergencia se ve disminuido.

En línea con lo anterior, Annoni et al. (2019) exploran las interacciones espaciales en regiones de países de la Unión Europea, en un nivel NUTS-2, a partir de la estimación de un Modelo Espacial de Durbin (SDM, por sus siglas en inglés) y considerando una matriz de pesos espaciales definida a partir del tiempo real de viaje vial entre las regiones. Sus resultados resaltan que las regiones ubicadas en las zonas más ricas de la Unión Europea cuentan con efectos *spillovers* más intensos debido principalmente a los mecanismos que la inversión en activos físicos tiene en las regiones vecinas. Este patrón es destacado por Le Gallo et al. (2003), quienes resaltan que la intensidad de la dependencia interregional depende tanto de la localización, como del dinamismo económico de las regiones. A su vez, Sanso-Navarro et al. (2020) aplican un modelo SDM dinámico para estudiar la heterogeneidad en la convergencia a nivel subnacional para 83 países durante el periodo 1950-2010. A diferencia de los trabajos previos, los autores consideran un modelo *switching* espacial para estudiar la velocidad de convergencia entre grupos de regiones. El trabajo destaca que los países más ricos presentan una mayor velocidad en la convergencia regional.

Para países de Latinoamérica, Mendez y Santos-Marquez (2022) estudian los procesos de convergencia en términos económicos y sociales para 151 regiones subnacionales de América Latina entre 1990-2018. Para ello, consideran el Modelo Espacial del Error (SEM, por sus siglas en inglés) y el Modelo de Rezagos Espaciales (LAG, por sus siglas en inglés) dentro del enfoque de regresión ponderado geográficamente (i.e. los coeficientes del modelo podrían variar según la localización geográfica de la unidad). Sus resultados muestran que la dependencia espacial ha tenido un rol preponderante en los procesos de convergencia regional en el continente. Debido a la estructura de estimación, los autores concluyen que la convergencia es caracterizada por clústeres espaciales que muestran heterogeneidad en el espacio y tiempo.

Por último, cabe mencionar el estudio de Talassino y Herrera Gómez (2021), donde se cuantifica el efecto de la dependencia espacial sobre estimaciones de beta convergencia para Argentina en base a datos del Producto Bruto Geográfico per cápita de 1953 y 1959 a nivel departamental. Entre los principales

resultados, detectan falta de convergencia debido al efecto de contagio espacial, el cual anula el efecto beta convergencia total. Los autores destacan la relevancia de las interacciones espaciales en los modelos de convergencia y sus implicancias para el diseño de políticas económicas de carácter regional.

### 3. FUENTES DE INFORMACIÓN

En este trabajo se combinan dos fuentes de información. En primer lugar, dada la inexistencia de series de PBI desagregadas por departamentos, la utilización de imágenes satelitales de luminosidad nocturna aparece como una alternativa. Un amplio grupo de trabajos recientes ha señalado que la luminosidad nocturna es buen proxy de la tasa de crecimiento del PBI (Henderson et al., 2012; Chen y Nordhaus, 2011; Pinkovskiy y Sala-i-Martin, 2016)<sup>2</sup>. Con información digitalizada desde 1992<sup>3</sup>, la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA, 2014) –en el marco del Sistema de Exploración de Líneas Operativas del Programa de Satélites Meteorológicos de Defensa (DMSP/OLS)– publica anualmente las imágenes de luminosidad nocturna a partir de lo reportado por diferentes satélites.

Entre las ventajas de los mapas de luminosidad se encuentran el alto nivel de desagregación espacial (píxeles de 30 segundo de arco, aproximadamente 1 km<sup>2</sup>), una serie temporal de más de dos décadas (1992-2013), además de reflejar actividades tanto formales como informales, típicamente no incorporadas en las mediciones de PBI.

Los mapas de luminosidad proporcionan una escala de luminosidad (0-63) para cada píxel en el mapa. Esta escala varía de 0 (mínima luminosidad) a 63 (máxima luminosidad). La escala 0-63 es definida por NOAA considerando que cada píxel almacena datos en 6 bits (2<sup>6</sup>), es decir, hasta 64 posiciones. En este trabajo se considera la serie anual de luminosidad estable, que permite superar las limitaciones que se derivan de la presencia de luminosidad esporádica. En aquellos años en los que se dispone de información de luminosidad para más de un satélite, se utiliza la del dispositivo más antiguo en funcionamiento. Similar a la propuesta de Falchi et al. (2016) los datos de luminosidad se promedian por año (subíndice  $\lambda$ ) y departamento (subíndice  $d$ ), tal que  $0 \leq L_{d,t} \leq 63$ . Aquí  $L_{d,t}$  indica la luminosidad nocturna promedio del departamento  $d$  en el año  $t$ .

La Figura A.1 del Anexo presenta la distribución geográfica de la luminosidad promedio en años seleccionados. Las jurisdicciones con mayor luminosidad promedio son la Ciudad de Buenos Aires y sus distritos vecinos. La Tabla 1, a continuación, presenta estadística descriptiva de las principales variables utilizadas en el análisis empírico. De aquí surge una amplia heterogeneidad (i.e. alta variabilidad) en las variables consideradas. Esto también se refleja en la Figura 1 que presenta los mapas de luminosidad nocturna per cápita por departamento para dos años seleccionados. Así, la luminosidad es mayor en los departamentos del centro del país –especialmente en la Ciudad de Buenos Aires y departamentos aledaños– y en general en las capitales provinciales.

---

<sup>2</sup> Algunos antecedentes incluyen a Elvidge et al. (1997) quienes encuentran una elevada correlación entre PBI y luminosidad para un conjunto de 21 países –incluido Argentina– a partir de un análisis de regresión y a Ebener et al. (2005), que encuentran una elevada correlación entre luminosidad y PBI *per capita*. Doll et al. (2000) y Sutton y Constanza (2002), además de realizar un análisis de regresión (del PBI en función de la luminosidad), estiman el PBI por píxel en el mapa. En forma más reciente, Henderson et al. (2012) y Chen y Nordhaus (2011) han realizado aportes acerca de la relación crecimiento del PBI-crecimiento de la luminosidad considerando un amplio panel de países.

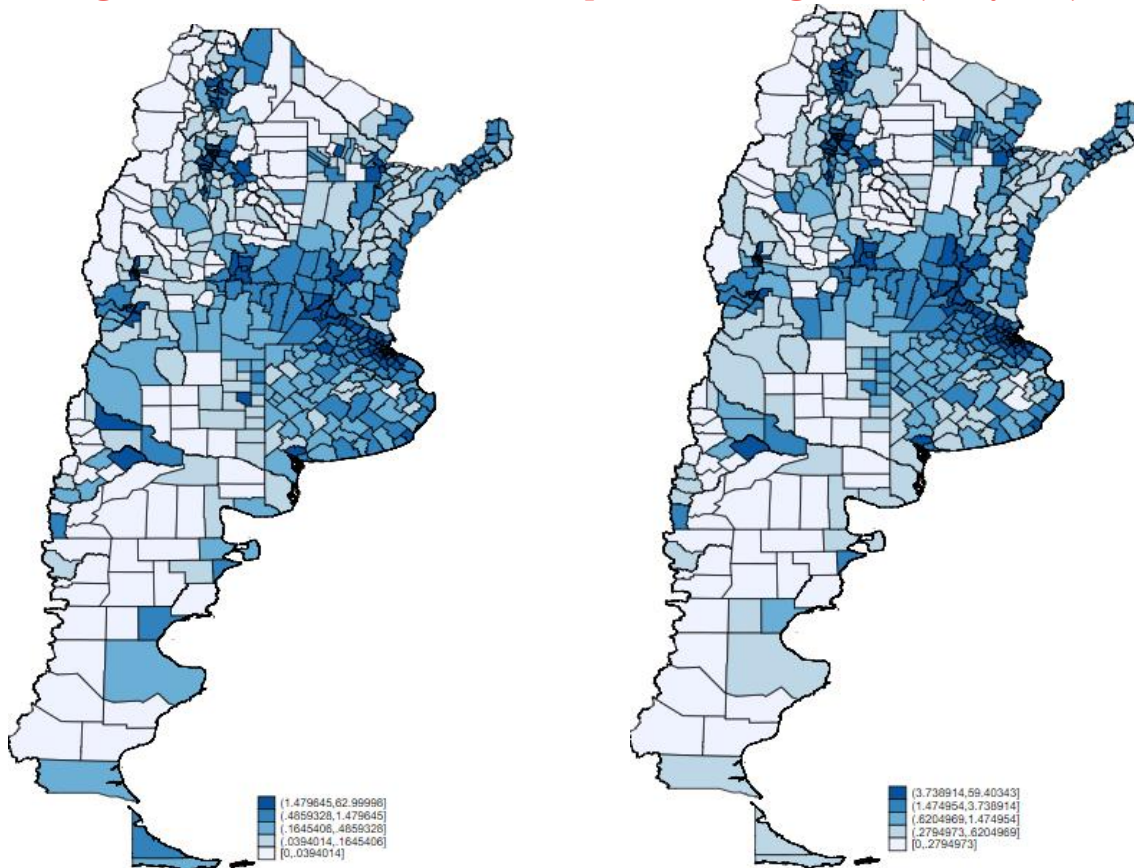
<sup>3</sup> La recopilación de datos de luminosidad comenzó en 1970 y se desclasificó en 1972 (se permitió el acceso público). Sin embargo, entre 1972 y 1992 la información sólo estuvo disponible para consulta en los registros físicos en la Universidad de Colorado (Elvidge et al., 2001).

**Tabla 1: Estadística descriptiva de las principales variables (1992-2013)**

Variante	Media	Desvío estándar	Mínimo	Máximo
Luminosidad per cápita	0.0904	0.1049	0	2.7669
Población	106632.8	266727.3	52	4290893
Densidad poblacional	269.4168	1225.819	.0456006	14396.24

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.  
 Nota: los valores indican promedios, sin ponderar, a nivel de departamentos.

**Figura 1: Luminosidad nocturna en departamentos argentinos (1992 y 2013)**



Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

El análisis empírico abarca el período completo en los que se dispone de datos (1992-2013). Sin embargo, en este trabajo también se brinda una desagregación temporal (1992-2002 vs. 2003-2013) al reconocer el quiebre estructural que tuvo lugar con la salida de la convertibilidad. Este cambio en el régimen macroeconómico pudo haber afectado un eventual proceso de convergencia subnacional.

Es importante considerar que la luminosidad nocturna es un buen proxy del bienestar para el caso particular de Argentina en el período analizado (1992-2013). En concreto, la correlación entre la luminosidad nocturna y el PBI per cápita, ambos medidos en términos per cápita y para Argentina, es de una magnitud

considerable. Dicha magnitud oscila entre 0.7 y 0.77 al medir el PBI a dólares de paridad del poder adquisitivo y en dólares constantes, respectivamente (Ciaschi, 2021).

En segundo lugar, para el cálculo de la luminosidad en términos per cápita, como proxy del producto bruto por persona, se utilizan datos de población por pixel de la cuarta versión del Gridded Population of the World (GPW). Para el caso de Argentina, la GPWv4 extrapola datos poblacionales para los años 2000, 2005 y 2015 en base a la resolución más detallada posible de los censos nacionales y los registros poblacionales, ajustados de forma tal de lograr una consistencia con los datos a nivel total país de las Naciones Unidas. A partir de dichas estimaciones, los datos poblacionales de los restantes años bajo estudio se obtienen en base a interpolaciones propias de los autores<sup>4</sup>.

Finalmente, para el análisis espacial se utilizaron mapas departamentales de GADM database of Global Administrative Areas<sup>5</sup>. La unidad de análisis seleccionada es el departamento, en tanto es la menor unidad geográfica comparable para las provincias argentinas.

#### 4. METODOLOGÍA

En esta sección se describe la estrategia de estimación elegida para analizar la convergencia entre distritos de Argentina. En primer lugar, se parte de la estimación de modelos no espaciales, para luego evaluar la pertinencia de incluir dependencia espacial a partir de tests de autocorrelación espacial. De ser necesaria la estimación de modelos espaciales, se sigue la estrategia de especificación guiada por la teoría que será comentada a continuación.

Típicamente, el análisis estándar de beta-convergencia incondicional estima una ecuación como la siguiente (Johnson y Papageorgiou, 2020):

$$\ln(Y_{i,t}) = \alpha + \beta \ln(X_{i,t-1}) + \mu_{i,t} \quad (3)$$

donde  $Y_{i,t} = \frac{PBIpc_{i,t}}{PBIpc_{i,t-1}}$  es la tasa de crecimiento del PIB per cápita del departamento  $i$  entre el periodo  $t$  y  $t - 1$ ,  $X_{i,t-1} = PBIpc_{i,t-1}$  es el PIB per cápita del departamento  $i$  en el periodo  $t - 1$  y  $\mu_{i,t}$  *i. i. d.*  $(0, \sigma_\epsilon^2)$  es el término del error. Nuevamente vale recordar que la proxy del PIB per cápita del departamento  $i$  en el año  $t$  es la luminosidad per cápita promedio para el año  $t$  en el departamento  $i$ .

La estimación de la ecuación 3 considera que la información de los diferentes departamentos y períodos es independiente entre sí. Además, supone homogeneidad y falta de correlación entre los errores correspondientes a la misma unidad de corte transversal. En términos económicos, esta ecuación implica analizar la existencia de convergencia absoluta, en el sentido de que todas las unidades espaciales tienden a un mismo nivel y tasa de crecimiento del PBI per cápita.

Dado que esos supuestos pueden ser poco realistas, alternativamente se puede estimar la ecuación incluyendo efectos fijos o aleatorios. La literatura recomienda evaluar la inclusión de estos efectos a los fines de captar posibles fuentes de heterogeneidad individual o temporal que podrían sesgar las estimaciones

<sup>4</sup> Consideramos que los datos del GPWv4 son superiores a los datos censales de Argentina para los años estudiados, en tanto los primeros incluyen los datos de población por pixel según la resolución más detallada posible en base a los censos nacionales, pero también a los registros poblacionales de años entre rondas censales.

<sup>5</sup> Disponible en [https://gadm.org/download\\_country.html](https://gadm.org/download_country.html).

(Herrera Gómez, 2017). La consideración de efectos fijos o aleatorios implica la existencia de convergencia condicional, es decir convergencia en el nivel de ingreso per cápita condicional en parámetros estructurales (Barro y Sala-i-Martin, 1992).

En este trabajo, la decisión respecto a qué tipo de modelo de panel es más conveniente estimar se resuelve a partir del Test F, de Multiplicadores de Lagrange (LM) y el Test de Hausman. Aparte de estos test econométricos, se tienen en cuenta ciertas ventajas de los modelos de efectos fijos mencionados en la literatura. Entre ellas, la estimación de modelos de efectos fijos es más apropiada para datos de panel espaciales (Elhorst, 2014a), además de más robusta y sencilla computacionalmente en comparación con un modelo con efectos aleatorios (Lee y Yu, 2010b).

Adicionalmente, para evaluar la pertinencia de incorporar efectos espaciales al modelo se aplican test de multiplicadores de Lagrange (LM) desarrollados por Anselin et al. (2008) adaptados a la estructura espacio-temporal y el test de dependencia de sección cruzada (CD(p)) de Pesaran en la versión original (Pesaran, 2004), y la generalización robusta desarrollada por Millo (2016). Este último es relevante para modelos con datos de panel, en tanto es robusto a la dependencia global inducida por factores comunes y a la persistencia o correlación serial en los datos.

Un aspecto crítico en la estimación de estos test y de los modelos espaciales es la elección de la matriz de pesos espaciales (W), en tanto condiciona el resto del análisis econométrico (Abreu et al., 2005; Herrera Gómez et al., 2019). Dado que la literatura previa sobre convergencia no sugiere la utilización de un tipo de matriz en particular, en este trabajo se construye una matriz según el criterio de distancia de cinco vecinos más cercanos.

Según este criterio, de los más tradicionales en econometría espacial, se utiliza la latitud y longitud para elegir a los k-vecinos más cercanos, de forma tal de evitar el problema de unidades aisladas o unidades con excesiva cantidad de vecinos. La diagonal principal de la matriz tiene valores 0, ya que una unidad espacial no puede ser vecina de sí misma, y el resto de los elementos tienen pesos espaciales según el criterio de distancia inversa dado por  $w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$ , donde  $d_{ij}$  es la distancia euclídea (en kilómetros) entre los centroides de los departamentos  $i$  y  $j$ . La matriz que surge de la distancia entre todas las combinaciones entre los departamentos  $i$  y  $j$  define una noción continua de vecindad, esto es, aquellos departamentos más cercanos recibirán una mayor ponderación que otros más alejados, pero sin recurrir a una definición binaria (1 para vecinos, 0 para no vecinos).

Siguiendo a la literatura sobre crecimiento y convergencia económica entre países y regiones (Elhorst et al., 2010; Elhorst, 2014b), la incorporación de los efectos espaciales, de ser necesaria, se realiza a partir de la estimación del Modelo Espacial de Durbin (SDM, por sus palabras en inglés Spatial Durbin Model). La estimación de estos modelos se realiza por máxima verosimilitud, teniendo en cuenta la transformación propuesta por Lee y Yu (2010a) para corrección por sesgo.

El modelo dinámico espacial de Durbin, propuesto por LeSage y Pace (2009), posee varias ventajas, entre ellas el hecho de que incluye dependencia espacial en la variable dependiente y explicativas. De esa forma, evita estimadores sesgados e inconsistentes. Por su parte, la omisión de dependencia espacial en el error, de ser relevante, solo conllevaría a pérdidas de eficiencia (LeSage y Pace, 2009; Elhorst, 2014b). Otra ventaja del SDM es que anida una gran cantidad de modelos alternativos.

Este modelo puede ser estimado en una versión estática, como se presenta en la siguiente ecuación:

$$\ln(Y_{i,t}) = \alpha + \beta_1 \ln(X_{i,t-1}) + \rho W \ln(Y_{i,t}) + \beta_2 W \ln(X_{i,t-1}) + \mu_{i,t} \quad (4)$$

donde:  $Y_{i,t} = \frac{PBIpc_{i,t}}{PBIpc_{i,t-1}}$ ,  $X_{i,t-1} = PBIpc_{i,t-1}$ ,  $W$  es la matriz de pesos espaciales,  $\rho$  es el coeficiente para el rezago espacial endógeno,  $\beta_2$  es el coeficiente para la dependencia espacial local y  $\mu$  el término del error. La inclusión de dependencia espacial en la variable endógena  $-W \ln(Y_{i,t})-$  permite evaluar la existencia y el tipo de dependencia espacial global en los datos. Este es uno de los efectos indirectos del SDM, el cual converge bajo el supuesto de  $\rho < 1$ . Por otra parte, la dependencia espacial en la variable explicativa  $-W \ln(X_{i,t-1})-$  posibilita el análisis de efectos indirectos y spillovers espaciales para el largo plazo. El parámetro  $\beta_2$  captura el efecto espacial de tipo local de  $W \ln(X_{i,t-1})$ , porque si bien refuerza el efecto inicial, no posee un efecto dinamizador como el efecto global.

Una cuestión relevante de la ecuación (4) es que los coeficientes no pueden ser interpretados directamente, ya que su efecto total depende de las unidades vecinas y de la magnitud de los coeficientes que acompañan a las variables espaciales (LeSage y Pace, 2009). Dichos autores demuestran que es necesario considerar derivadas parciales para analizar el impacto de un cambio en una unidad en las variables explicativas y proponen una medida de resumen para cada efecto considerando valores promedio.

En el contexto de este trabajo, y dada la disponibilidad de un panel de datos relativamente largo, es interesante la inclusión de un componente de persistencia temporal a partir del siguiente Modelo Espacial de Durbin Dinámico:

$$\ln(Y_{i,t}) = \alpha + \tau \ln(Y_{i,t-1}) + \rho W \ln(Y_{i,t}) + \eta W \ln(Y_{i,t-1}) + \beta_1 \ln(X_{i,t-1}) + \beta_2 W \ln(X_{i,t-1}) + \mu_{i,t} \quad (5)$$

donde, comparativamente con la ecuación anterior, se agregan como coeficientes a estimar el de persistencia temporal ( $\tau$ ) y el del rezago espacial de la persistencia temporal ( $\eta$ ).

La incorporación de los elementos que describe la ecuación (5) implica considerar requisitos que involucren la estabilidad del modelo. Por ello, lograr la estacionariedad en modelos de datos de panel espacial dinámicos implica imponer restricciones a los parámetros del modelo y a la matriz de pesos espaciales  $W$  (Elhorst, 2014a). Las condiciones de estacionariedad van más allá de las condiciones estándar que se encuentran en los modelos no espaciales o no dinámicos. Así, Herrera Gómez (2017) propone lo siguiente:

En el caso de los modelos dinámicos espacio-temporales también deben cumplirse con ciertas restricciones de estacionariedad. Como Elhorst (2014b) explica, la estimación de un modelo dinámico que incorpore los términos  $Y_{t-1}$ ,  $WY_{t-1}$ ,  $WY_t$  será estable si se cumplen las condiciones:  $|\tau| < 1$  y  $|\tau| + |\eta| + |\rho| < 1$ . En situaciones en donde esta condición no se cumpla, el modelo estará espacialmente cointegrado y una transformación del modelo será necesaria para su estimación (Yu et al., 2012, p. 18).

Por su parte, la diferencia entre el SDM estático y dinámico es que el segundo incluye un componente de persistencia temporal que permite determinar los efectos directos e indirectos, tanto de corto como de largo plazo (Elhorst, 2014b). Ante *shocks* al crecimiento, los modelos dinámicos permiten conocer si existen heterogeneidades entre los efectos de corto y largo plazo, mientras que los modelos estáticos solo muestran el ajuste respecto al largo plazo. Cabe destacar que esta es otra de las ventajas de SDM, ya que los modelos

que incluyen rezago espacial en el error no permiten la estimación de ninguno de los efectos antes mencionados.

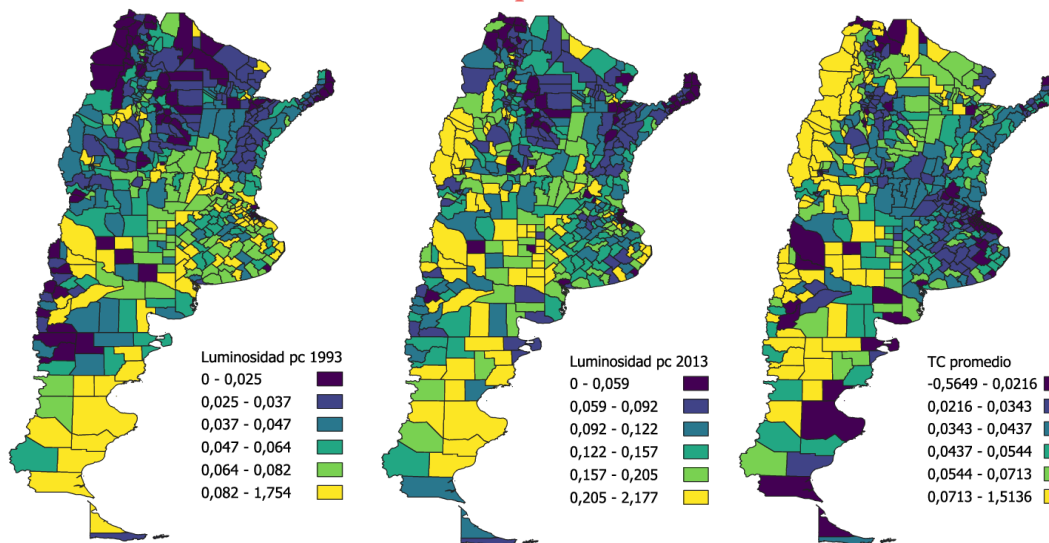
A los fines de evaluar la robustez de los resultados, adicionalmente se estiman modelos con una matriz de distancia que incluye a los 10 vecinos más cercanos (distancia inversa) y una matriz tipo reina de primer orden de contigüidad. Esta última identifica como vecinos a los polígonos con los cuales comparte límite y sus elementos son valores binarios 1 – 0, indicando el número 1 la presencia de una relación de vecindario. Todas las matrices  $W$  están estandarizada por filas, de modo que cada una suma 1. En la Tabla A.3 del Anexo se presentan las propiedades de las matrices de pesos espaciales utilizadas en este estudio.

Aparte de la estimación para el período total bajo estudio, se incluye una desagregación por subperíodos (1992-2002 y 2003-2013), al reconocer la existencia de un quiebre estructural en el régimen macroeconómico argentino. En este sentido, hasta el 2002 estuvo vigente un régimen de tipo de cambio fijo, que provocó una sostenida apreciación del tipo de cambio real y mantuvo la inflación en niveles bajos. En 2002, Argentina abandona, luego de una década, este régimen cambiario y se vuelve a un régimen de flotación acompañado de una fuerte depreciación real y una inflación creciente. Estos cambios macroeconómicos podrían haber alterado diferencialmente el proceso de crecimiento de los distritos argentinos y, por ello, avanzamos con esta desagregación.

## 5. RESULTADOS

En primer lugar, se presentan mapas para explorar el patrón de crecimiento de los departamentos de Argentina para el período bajo estudio (Figura 2). La comparación entre el mapa de percentiles de la luminosidad per cápita a inicios del período de estudio y la tasa de crecimiento anual promedio muestra un patrón que pareciera ser consistente con la hipótesis de beta convergencia. En este sentido, la zona norte del país presenta niveles de actividad per cápita bajos al inicio del período en tanto que sus departamentos, en general, muestran tasas de crecimiento relativamente altas. Por el contrario, la región patagónica y centro del país presentan niveles iniciales elevados de actividad per cápita, mientras que crecimiento relativamente bajo para la mayoría de sus departamentos.

**Figura 2: Mapa de percentiles de la luminosidad per cápita (1993 y 2013) y de la tasa de crecimiento promedio anual**



Fuente: elaboración propia en base a NOAA, GPW y GADM.

Para formalizar el estudio de la convergencia económica entre departamentos de Argentina para el período 1992-2013 se partió de la estimación de modelos no espaciales, cuyos resultados se presentan en la Tabla 2. Los tres modelos muestran evidencia de convergencia: cuanto mayor es el ingreso per cápita del departamento en  $t-1$ , menor es su tasa de crecimiento entre  $t-1$  y  $t$ . La comparación entre el modelo pooled (columna 1) y los modelos de panel con efectos fijos (columnas 2 y 3) a partir de los test F, de Multiplicadores de Lagrange y de Hausman (Tabla A.1 del Anexo), arrojan evidencia a favor de la estimación de modelos con efectos fijos temporales e individuales. Esto implica la existencia de convergencia económica condicional entre departamentos argentinos para el período estudiado. Es decir, si bien pueden existir grupos de departamentos estructuralmente distintos, aquellos similares entre sí en términos de factores estructurales convergen a un mismo nivel de ingreso per cápita.

Para evaluar la existencia de efectos espaciales en el proceso de convergencia, se estimaron Test de Multiplicadores de Lagrange Error y Lag Robustos y de Pesaran (Tabla A.2 del Anexo). Dado el rechazo de las hipótesis nulas de cada test de autocorrelación espacial, los resultados muestran la conveniencia de estimar modelos espaciales.

Siguiendo a la literatura sobre crecimiento y convergencia económica entre países y regiones (Elhorst et al., 2010; Elhorst, 2014b), la incorporación de los efectos espaciales se realiza a partir de la estimación del Modelo Espacial de Durbin (SDM). Los resultados del SDM con y sin efectos fijos (columnas 4 y 5 de la Tabla 2) confirman la existencia de dependencia espacial global positiva y estadísticamente significativa. Esto implica ciertas ventajas de estar rodeado por departamentos con elevada tasa de crecimiento, ya que aumentos en el crecimiento económico de vecinos influyen positivamente en el crecimiento propio. En este sentido, existe retroalimentación espacial en el desempeño de los distritos argentinos en términos de crecimiento económico.

**Tabla 2. Modelos No Espaciales y Modelos Espaciales Estáticos**

	Modelos no espaciales			Modelo Espacial de Durbin Estático	
	Pooled (1)	Efectos fijos individuales (2)	Efectos fijos dobles (3)	Sin efectos fijos (4)	Con efectos fijos dobles (5)
Intercepto	-0,652*** (0,033)				
Log (X)	-0,257*** (0,005)	-0,250*** (0,005)	-0,532*** (0,005)	-0,271*** (0,006)	-0,539*** (0,007)
w Log (X)				0,228*** (0,007)	0,114*** (0,017)
Rho				0,264*** (0,014)	0,124*** (0,015)
R <sup>2</sup> Ajustado	0,19	0,178	0,311		
Log. Verosimilitud				-15839,8	-14398,81

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: N:10563. Modelos espaciales estimados con método de corrección de sesgo de Lee y Yu (2010a) y con una matriz de pesos espaciales (w) por distancia de cinco vecinos más cercanos. Errores estándar entre paréntesis. Para los modelos no espaciales se incluyen errores estándar robustos por clúster. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

Los resultados del Modelo Espacial de Durbin Dinámico se presentan en la Tabla 3. Los coeficientes estimados dan cuenta de la existencia de dependencia global positiva y significativa y de una persistencia temporal negativa en el proceso económico estudiado. Por su parte, no se detecta persistencia espacio-recursiva significativa en el modelo con efectos fijos. No obstante, se decide mantener dicha variable ( $w \text{ Log}(Y(t-1))$ ), en tanto la literatura sugiere que estos coeficientes no deben ser interpretados directamente como efectos marginales, tal cual fue explicado en la metodología (LeSage y Pace, 2009).

Finalmente, cabe destacar que se cumple con la condición de estabilidad de los modelos dinámicos, es decir que en los modelos estimados según la ecuación (5), las raíces o coeficientes que acompañan a las variables  $Y_{t-1}$  ( $|\tau| < 1$ ) y la suma de los coeficientes de  $Y_{t-1}$ , ( $|\tau|$ ) +  $W_{Y_{t-1}}$  ( $|\eta|$ ) +  $W_{Y_t}$  ( $|\rho|$ ) son menores a uno.

**Tabla 3. Modelos Espaciales Dinámicos**

	SDM sin efectos fijos (1)	SDM con efectos fijos (2)
Log (Y(t-1))	-0,143*** (0,008)	-0,018** (0,008)
Log (X)	-0,179*** (0,005)	-0,443*** (0,009)
Rho	0,153*** (0,016)	0,079*** (0,018)
w Log (Y(t-1))	0,041** (0,016)	0,019 (0,017)
w Log (X)	0,151*** (0,006)	0,123*** (0,019)
Log. Verosimilitud	-13605,6	-12891,99

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: N:10563. Modelos espaciales estimados con método de corrección de sesgo de Lee y Yu (2010a) y con una matriz de pesos espaciales (w) por distancia de 5 vecinos más cercanos. Errores estándar entre paréntesis. Para los modelos no espaciales se incluyen errores estándar robustos por clúster. Significatividad al 0.01 (\*\*\*) , 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

La interpretación de los coeficientes estimados para el ingreso per cápita en los modelos SDM estático y dinámico se realiza a partir de la estimación de los efectos promedio directos, indirectos y totales (Tabla 4). Los efectos directos son negativos y significativos estadísticamente, salvo para el SDM dinámico sin efectos fijos. Este resultado indica que a menor ingreso per cápita de un departamento, mayor es su tasa de crecimiento, aportando evidencia acerca de la beta convergencia condicional. Por su parte, los efectos *spillovers* espaciales resultan positivos y significativos estadísticamente, salvo para el SDM dinámico sin efectos fijos. Esto implica una mayor tasa de crecimiento para un distrito cuanto mayor sea el ingreso per cápita de los distritos vecinos. En este sentido, los distritos rodeados por vecinos con elevado ingreso per cápita se ven favorecidos por un efecto contagio del tipo local (i.e. existen efectos de *spillover* positivos entre vecinos). Si bien los efectos espaciales positivos frenan el proceso de convergencia, la preeminencia de efectos directos permite concluir sobre la existencia de una convergencia condicional para el período total estudiado (efecto total).

Estos resultados se encuentran en línea con la literatura que examina los efectos espaciales en la convergencia regional para Argentina. En este sentido, Talassino (2017) y Talassino y Herrera Gómez (2021) encuentran evidencia de efectos de derrame espacial positivos entre departamentos, de una magnitud tal que frenan su proceso de convergencia. A diferencia de los trabajos previos, nuestros hallazgos muestran que, si

bien existen efectos de contagio local que frenan la convergencia, la intensidad del efecto directo no logra ser neutralizada. De esta manera, el efecto neto aporta evidencia sobre beta convergencia entre los departamentos de Argentina.

**Tabla 4. Efectos de modelos espaciales**

	SDM Estático (1)	SDM Estático con EF (2)	SDM Dinámico sin EF (3)	SDM Dinámico con EF (4)
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo			-0,079 (1,115)	-0,441*** (0,009)
Indirecto			-0,03 (2,449)	0,093*** (0,019)
Total			-0,110 (1,837)	-0,348*** (0,019)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,263*** (0,005)	-0,537*** (0,007)	-0,220 (1,119)	-0,433*** (0,010)
Indirecto	0,204*** (0,007)	0,052*** (0,017)	0,665 (4,951)	0,085*** (0,022)
Total	-0,059*** (0,004)	-0,486*** (0,017)	0,444 (4,816)	-0,348*** (0,022)

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: N:10563. Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

El análisis comparativo de los efectos del SDM con efectos fijos estáticos y dinámicos muestra que el primero, al no incluir la persistencia temporal negativa hallada, sobreestima el efecto total de convergencia. Por su parte, los efectos de corto y largo plazo del SDM dinámico con efectos fijos son muy similares, lo que es esperable dado el bajo valor del coeficiente de persistencia temporal encontrado.

En la Tabla 5 se presentan los resultados del modelo no espacial y el MDS estático y dinámico con efectos fijos individuales y temporales para dos subperíodos: 1993-2002 y 2003-2013.

**Tabla 5. Modelos por subperíodos de crecimiento económico**

	1993-2002			2003-2013		
	MCO (1)	SDM estático (2)	SDM dinámico (3)	MCO (4)	SDM estático (5)	SDM dinámico (6)
Rho		0,162*** (0,021)	0,086*** (0,025)		0,065*** (0,022)	0,061** (0,026)
Log (Y(t-1))			0,049*** (0,011)			0,213*** (0,014)
Log (X)	-0,732*** (0,004)	-0,763*** (0,011)	-0,734*** (0,015)	-0,410*** (0,010)	-0,454*** (0,011)	-0,659*** (0,013)
w Log (Y(t-1))			0,019 (0,024)			0,029 (0,034)
w Log (X)		0,209*** (0,029)	0,252*** (0,036)		-0,136*** (0,028)	-0,139*** (0,037)
R2 Ajustado	0,422			0,169		
Log. Verosimilitud		-7538,21	-6326,56		-4919,18	-4783,02
N	5030	5030	5030	5533	5533	5533

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: Modelos espaciales estimados con método de corrección de sesgo de Lee y Yu (2010a) y con una matriz de pesos espaciales (w) por distancia de 5 vecinos más cercanos. Todos los modelos incluyen efectos fijos individuales y temporales. Errores estándar entre paréntesis. Para los modelos no espaciales se incluyen errores estándar robustos por clúster. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

Los coeficientes de las columnas (1) y (4) muestran que los modelos no espaciales predicen convergencia económica para los subperíodos analizados. Por su parte, de forma consistente con el análisis para todo el período, en los cuatro modelos espaciales se encuentra evidencia de dependencia espacial global positiva y significativa estadísticamente. Al respecto, se encuentran coeficientes de menor magnitud y significatividad para el segundo período analizado. Al contrario del análisis para el período total, al descomponer las estimaciones por subperíodo se alcanza un coeficiente positivo para la persistencia temporal, lo cual tiene implicancias para el análisis de los efectos directos e indirectos (Tabla 6).

**Tabla 6. Efectos de modelos espaciales por subperíodos de crecimiento económico**

	1993-2002		2003-2013	
	SDM estático	SDM dinámico	SDM estático	SDM dinámico
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo		-0,730*** (0,015)		-0,659*** (0,013)
Indirecto		0,203*** (0,034)		-0,191*** (0,031)
Total		-0,528*** (0,035)		-0,851*** (0,034)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,759*** (0,011)	-0,769*** (0,022)	-0,455*** (0,010)	-0,844*** (0,027)
Indirecto	0,098*** (0,028)	0,199*** (0,046)	-0,177*** (0,027)	-0,307*** (0,078)
Total	-0,662*** (0,029)	-0,571*** (0,046)	-0,063*** (0,028)	-1,151*** (0,084)
N	5030	5030	5533	5533

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

Los efectos directos estimados para todos los modelos arrojan evidencia de convergencia económica condicional. Por su parte, se encuentran efectos indirectos locales de distintos signos para los subperíodos analizados. Para la década del 90 se encuentran *spillovers* positivos que frenan el proceso de convergencia, como ocurre en el período de estudio completo. Al contrario, en la década del 2000 estos efectos son negativos, reforzando el proceso de convergencia, resultado acorde a la mayor parte de la evidencia internacional, que indica que la inclusión de efectos espaciales incrementa la tasa de convergencia regional. Considerando efectos directos e indirectos de forma conjunta, se encuentran efectos totales compatibles con convergencia económica condicional, siendo esta más fuerte en la década del 2000.

Las diferencias encontradas en las trayectorias de convergencia entre subperíodos son consistentes con lo señalado por Talassino y Herrera Gómez (2021), quienes argumentan que al incluir los efectos espaciales, la velocidad de convergencia en algunos casos se refuerza, mientras que en otros se reduce e incluso el resultado se modifica significativamente cuando se analizan períodos diferentes de tiempo en un mismo país.

Por su parte, el análisis de los efectos de largo plazo permite identificar que los efectos estimados por el modelo estático son más bajos que los del dinámico. En este sentido, dado el coeficiente de persistencia temporal positivo hallado, el primer modelo parece subestimar los efectos del segundo. A su vez, los efectos

de corto plazo son relativamente más bajos que los de largo, indicando un mayor ajuste en el proceso de convergencia para el largo plazo.

Una cuestión para destacar es que los modelos dinámicos cumplen la propiedad de estabilidad. Los resultados de los modelos estimados son robustos a la consideración de matrices de pesos espaciales alternativas según criterios de distancia y contigüidad (Tablas A4-A11 del Anexo). Así, el coeficiente de la dependencia espacial global conserva su signo y significatividad en todos los modelos estimados. Lo mismo ocurre para la mayor parte de los efectos directos, indirectos y totales estimados.

## 6. CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo hemos examinado la existencia de beta-convergencia, absoluta y condicional, entre departamentos argentinos durante más de dos décadas relativamente recientes (1992-2013). A diferencia de la mayor parte de la literatura previa, hemos relajado el supuesto de independencia espacial a partir de la estimación de modelos econométricos espaciales estáticos y dinámicos.

Los resultados mostraron robusta evidencia sobre la existencia de un proceso de convergencia: aquellos departamentos que partían con menores niveles de ingreso per cápita (aproximados por la luminosidad nocturna) mostraron una mayor tasa de crecimiento. En todos los casos, los resultados muestran la importancia de incorporar efectos espaciales en las estimaciones: esto es, las condiciones económicas de los vecinos afectan a la trayectoria económica propia.

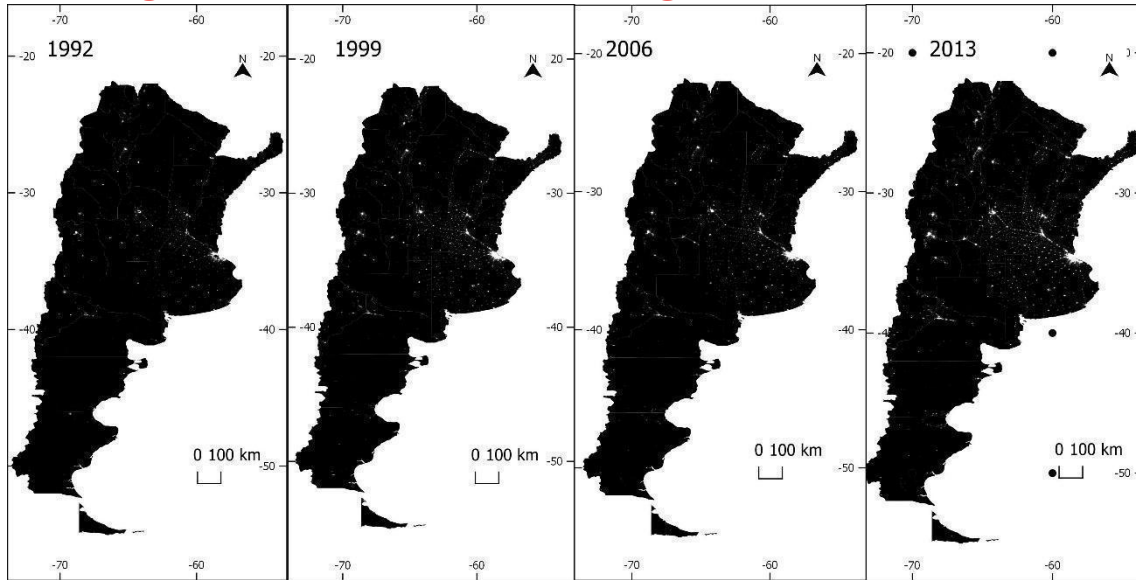
La presencia de efectos espaciales ha mostrado una dinámica temporal heterogénea: han tendido a retrasar la convergencia entre 1992-2002, mientras que la aceleraron entre 2002-2013. Esto sugiere que el régimen macroeconómico es importante en términos de las trayectorias económicas locales.

En términos más generales, los hallazgos de este trabajo poseen importantes implicancias económicas. En primer lugar, en términos econométricos, los resultados sugieren fuertemente considerar la inclusión de efectos espaciales en el análisis de convergencia. El efecto espacial global positivo y significativo indica que existe una retroalimentación en el crecimiento económico entre departamentos de Argentina. En segundo lugar, los *spillovers* frenan el proceso de beta convergencia para el período total bajo estudio y tienen efectos heterogéneos al dividir el análisis en subperíodos. En este sentido, el régimen macroeconómico vigente importa en términos de convergencia económica. Para el caso argentino, en un período de tipo de cambio fijo la reducción de disparidades (convergencia) fue más lenta. Finalmente, para todos los modelos estimados se encuentra que los efectos directos son relativamente más fuertes que los indirectos, aportando evidencia sobre beta convergencia condicional para los departamentos de Argentina entre 1992 y 2013.

A futuro, es interesante extender estos resultados en tres direcciones. Primero, se pueden actualizar las estimaciones al considerar un período más reciente (2014-actualidad). Para ello, es necesario utilizar los nuevos mapas de luminosidad de NOAA –lo que requiere de una calibración para ser compatible con los mapas generados hasta 2013. Segundo, es relevante considerar la existencia de convergencia no solamente en términos del ingreso (per cápita) promedio, sino también en los ingresos en distintos puntos (percentiles) de la distribución de ingresos. Por último, es interesante analizar la posible existencia de sigma convergencia, es decir en términos de desigualdad económica.

**ANEXO**

**Figura A.1: Luminosidad nocturna en Argentina, años seleccionados**



Fuente: elaboración propia en base a NOAA

**Tabla A.1: Tests para evaluar inclusión de efectos fijos**

	Estadístico	p-valor
Test F para efectos fijos (*)	6,168	0,0000
Test LM para efectos fijos individuales (**)	19,894	0,0000
Test LM para efectos fijos temporales (**)	45,831	0,0000
Test LM para efectos fijos (**)	46,474	0,0000
Test de Hausman (***)	2811,9	0,0000

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: (\*) Ho del test F: ausencia de efectos fijos significativos. (\*\*) Ho de tests LM: ausencia de efectos fijos individuales, temporales y dobles respectivamente. (\*\*\*) Ho: ortogonalidad entre variables explicativas y efectos aleatorios grupales.

**Tabla A.2: Tests de autocorrelación espacial**

	Estadístico	p-valor
LM Error robusto en pooled (*)	25,314	0,000
LM Lag robusto en pooled (*)	5,998	0,01432
Test CD de Pesaran en pooled (**)	98,29	0,000
Test CD de Pesaran en modelo de EF (**)	50,091	0,000
Test de Pesaran Robusto en pooled (**)		0,002
Test de Pesaran Robusto en modelo de EF (**)		0,002

Fuente: elaboración propia en base a NOAA

Notas: se utiliza una matriz distancia de 5 vecinos más cercanos. (\*) La hipótesis nula de los test LM se refiere a la ausencia de autocorrelación espacial. (\*\*\*) La hipótesis nula del test CD de Pesaran y en su versión robusta es la no autocorrelación espacial de corte transversal.

**Tabla A.3: Propiedades de las matrices de pesos espaciales**

	5 vecinos más cercanos con distancia inversa	Reina de primer orden	10 vecinos más cercanos con distancia inversa
Observaciones	503	503	503
Mínimo vecinos	5	0	10
Máximo vecinos	5	11	10
Media vecinos	5	5,51	10
Mediana vecinos	5	5	10
% no cero	0,99%	1,10%	1,99%
Simetría	Asimétrica	simétrica	Asimétrica
Distancia	Euclídea		Euclídea
Islas		1	

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.  
 Nota: las matrices se estiman con el software GeoDa.

**Tabla A.4: Modelos Espaciales estimados con matriz de pesos tipo reina de primer orden**

	Modelo Espacial de Durbin Estático			
	Estático		Dinámico	
	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles
Log (Y(t-1))			-0,146*** (0,008)	-0,0189** (0,008)
Log (X)	-0,267*** (0,006)	-0,539*** (0,007)	-0,179*** (0,005)	-0,443*** (0,009)
Rho	0,281*** (0,014)	0,143*** (0,015)	0,144*** (0,015)	0,065*** (0,016)
w Log (Y(t-1))			0,062*** (0,015)	0,025 (0,017)
w Log (X)	0,228*** (0,006)	0,132*** (0,017)	0,155*** (0,006)	0,128*** (0,019)
Log. Verosimilitud	-15816,93	-14382,33	-13585,13	-12888,16

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

**Tabla A.5: Efectos estimados para el Modelo Espacial de Durbin con matriz tipo reina de primer orden.**

	Estático		Dinámico	
	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo			-0,139 (0,896)	-0,442*** (0,009)
Indirecto			0,076 (2,517)	0,103*** (0,018)
Total			-0,062 (2,310)	-0,338*** (0,019)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,257*** (0,005)	-0,537*** (0,007)	-1,070 (16,086)	-0,434*** (0,010)
Indirecto	0,203*** (0,007)	0,060*** (0,016)	1,080 (16,342)	0,093*** (0,021)
Total	-0,054*** (0,004)	-0,476*** (0,017)	0,009 (2,841)	-0,341*** (0,021)

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*) , 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.6: Modelos Espaciales por subperíodos estimados con matriz tipo reina de primer orden.**

	1993-2002		2003-2013	
	SDM estático	SDM dinámico	SDM estático	SDM dinámico
Log (Y(t-1))		0,054*** (0,011)		0,205*** (0,014)
w Log (Y(t-1))		-0,032 (0,023)		0,397*** (0,033)
Log (X)	-0,764*** (0,012)	-0,742*** (0,015)	-0,455*** (0,010)	-0,656*** (0,013)
w Log (X)	0,236*** (0,028)	0,279*** (0,037)	-0,040 (0,024)	-0,168*** (0,03)
Rho	0,195*** (0,020)	0,082*** (0,023)	0,062*** (0,02)	0,039* (0,022)
Log. Verosimilitud	-7525,31	-6327,06	-4939,16	-4789,94

N	5030	5030	5533	5533
---	------	------	------	------

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.  
 Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.7: Efectos de Modelos Espaciales estimados por subperíodos con matriz tipo reina de primer orden.**

	1993-2002		2003-2013	
	SDM estático	SDM dinámico	SDM estático	SDM dinámico
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo		-0,738*** (0,016)		-0,657*** (0,013)
Indirecto		0,232*** (0,036)		-0,202*** (0,026)
Total		-0,506*** (0,036)		-0,859*** (0,029)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,759*** (0,011)	-0,783*** (0,022)	-0,455*** (0,010)	-0,925*** (0,034)
Indirecto	0,102*** (0,028)	0,264*** (0,045)	-0,074*** (0,024)	-1,403*** (0,222)
Total	-0,658*** (0,029)	-0,519*** (0,043)	-0,529*** (0,026)	-2,328*** (0,247)
N	5030	5030	5533	5533

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.  
 Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.8: Modelos Espaciales estimados con matriz de 10 vecinos más cercanos (distancia inversa)**

Modelo Espacial de Durbin Estático	
Estático	Dinámico

	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles
Log (Y(t-1))			-0,141*** (0,008)	-0,016** (0,008)
Log (X)	-0,281*** (0,006)	-0,540*** (0,007)	-0,188*** (0,005)	-0,447*** (0,009)
Rho	0,336*** (0,005)	0,178*** (0,021)	0,182*** (0,021)	0,101*** (0,025)
w Log (Y(t-1))			0,071*** (0,020)	0,019 (0,023)
w Log (X)	0,247*** (0,007)	0,177*** (0,022)	0,167*** (0,006)	0,224*** (0,025)
Log. Verosimilitud	-15758,84	-14395,98	-13563,6	-12850,8

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.9: Efectos estimados para el Modelo Espacial de Durbin con matriz de 10 vecinos más cercanos (distancia inversa)**

	Estático		Dinámico	
	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles	Sin efectos fijos	Con efectos fijos dobles
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo			-0,133 (0,679)	-0,445*** (0,009)
Indirecto			1,917 (23,383)	0,196*** (0,026)
Total			1,784 (23,383)	-0,249*** (0,026)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,276*** (0,005)	-0,538*** (0,007)	-0,379 (2,233)	-0,438*** (0,010)
Indirecto	0,224*** (0,007)	0,094*** (0,024)	0,485 (2,549)	0,188*** (0,029)
Total	-0,052*** (0,005)	-0,444*** (0,024)	0,106 (1,245)	-0,250*** (0,028)

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.10: Modelos Espaciales por subperíodos estimados con matriz de 10 vecinos más cercanos (distancia inversa)**

	1993-2002		2003-2013	
	SDM estático	SDM dinámico	SDM estático	SDM dinámico
Log (Y(t-1))		0,049*** (0,031)		0,225*** (0,014)
w Log (Y(t-1))		0,044 (0,031)		-0,034 (0,047)
Log (X)	-0,762*** (0,012)	-0,736*** (0,015)	-0,455*** (0,011)	-0,66*** (0,013)
w Log (X)	0,258*** (0,037)	0,349*** (0,048)	-0,057 (0,038)	-0,049 (0,051)
Rho	0,211*** (0,029)	0,123*** (0,035)	0,070** (0,031)	0,079** (0,04)
Log. Verosimilitud	-7540,59	-6321,34	-4941,41	-4724,58
N	5030	5030	5533	5533

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

**Tabla A.11: Efectos de Modelos Espaciales estimados por subperíodos con matriz de 10 vecinos más cercanos (distancia inversa)**

	1993-2002		2003-2013	
	SDM estático	SDM dinámico	SDM estático	SDM dinámico
<i>Efectos de corto plazo</i>				
Directo		-0,733*** (0,015)		-0,663*** (0,013)
Indirecto		0,289*** (0,049)		-0,113** (0,045)
Total		-0,443*** (0,049)		-0,777*** (0,047)
<i>Efectos de largo plazo</i>				
Directo	-0,759*** (0,011)	-0,771*** (0,022)	-0,455*** (0,011)	-0,857*** (0,027)
Indirecto	0,117*** (0,039)	0,274*** (0,064)	-0,099** (0,038)	-0,126 (0,098)
Total	-0,642*** (0,040)	-0,497*** (0,063)	-0,554*** (0,039)	-0,984*** (0,100)
N	5030	5030	5533	5533

Fuente: elaboración propia en base a NOAA.

Notas: Errores estándar entre paréntesis. Significatividad al 0.01 (\*\*\*), 0.05 (\*\*) y 0.10 (\*).

## REFERENCIAS

- Abreu, M., de Groot, H. L. F y Florax, R. J. G. M. (2005). Space and growth: A survey of empirical evidence and methods. *Region et Development*, 21, 13-44.
- Amidi, S., Fagheh Majidi, A. y Javaheri, B. (2020). Growth spillover: A spatial dynamic panel data and spatial cross section data approaches in selected Asian countries. *Future Business Journal*, 6(1), 20.  
<https://doi.org/10.1186/s43093-020-00026-9>
- Annoni, P., de Dominicis, L. y Khabirpour, N. (2019). Location matters: A spatial econometric analysis of regional resilience in the European Union. *Growth and Change*, 50(3), 824-855.  
<https://doi.org/10.1111/grow.12311>
- Anselin, L., Gallo, J.L. y Jayet, H. (2008). Spatial panel econometrics. En L. Mátyás y P. Sevestre (Eds.), *The econometrics of panel data* (pp. 625–660). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-75892-1\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-540-75892-1_19)
- Aráoz, M. F. y Nicolini, E. (2015). Persistence vs. reversal and agglomeration economies vs. natural resources. *Regional inequality in Argentina in the first half of the twentieth century* [Documento de trabajo]. Universidad Carlos III de Madrid. Instituto Figuerola de Historia y Ciencias Sociales.  
<https://hdl.handle.net/10016/20846>
- Aráoz, M. F., Nicolini, E. A. y Talassino, M. (2020). Growth and convergence among Argentine provinces since 1895. En D. A. Tirado-Fabregat, M. Badia-Miró y H. Willebald (Eds.), *Time and space: Latin American Regional Development in Historical Perspective* (pp. 65-95). Palgrave Macmillan. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-47553-6\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-47553-6_4)
- Badinger, H., Müller, W. y Tondl, G. (2004). Regional convergence in the European Union, 1985-1999: A spatial dynamic panel analysis. *Regional Studies*, 38(3), 241-253. <https://doi.org/10.1080/003434042000211105>
- Barro, R. J. (2012). *Convergence and modernization revisited* (NBER Working Paper No. 18295). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w18295>
- Barro, R. J. y Sala-i-Martin, X. (1991). Convergence across states and regions. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1, 107-182.
- Barro, R. J. y Sala-i-Martin, X. (1992). Convergence. *Journal of Political Economy*, 100(2), 223-251.  
<https://doi.org/10.1086/261816>
- Baumont, C., Ertur, C. y Le Gallo, J. (2003). Spatial convergence clubs and the European regional growth process, 1980–1995. En B. Fingleton (Ed.), *European regional growth* (pp. 131-158). Springer.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-662-07136-6\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-07136-6_5)
- Bouayad-Agha, S. y Vedrine, L. (2010). Estimation strategies for a spatial dynamic panel using GMM. A new approach to the convergence issue of European regions. *Spatial Economic Analysis*, 5(2), 205-227.  
<https://doi.org/10.1080/17421771003730711>
- Cartone, A., Postiglione, P. y Hewings, G. J. (2021). Does economic convergence hold? A spatial quantile analysis on European regions. *Economic Modelling*, 95, 408-417.  
<https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.03.008>

- Chanda, A. y Kabiraj, S. (2020). Shedding light on regional growth and convergence in India. *World Development*, 133, 104961. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2020.104961>
- Chen, X. y Nordhaus, W. (2011). Using luminosity data as a proxy for economic statistics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(21), 8589–8594. <https://doi.org/10.1073/pnas.1017031108>
- Ciaschi, M. (2021). Análisis distributivo utilizando información satelital: El caso de Argentina. *Estudios Económicos*, 38(77), 5-38. <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2021.2116>
- Cravo, T. A. y Resende, G. M. (2013). Economic growth in Brazil: a spatial filtering approach. *The annals of regional science*, 50, 555-575. <https://doi.org/10.1007/s00168-012-0504-6>
- Dall'erba, S. y Le Gallo, J. (2008). Regional convergence and the impact of European structural funds over 1989–1999: A spatial econometric analysis. *Regional Science*, 87, 219-244. <https://doi.org/10.1111/j.1435-5957.2008.00184.x>
- Doll, C., Muller, J. y Elvidge, C. (2000). Nighttime imagery as a tool for global mapping of socioeconomic parameters and greenhouse gas emissions. *Ambio*, 29(3), 157-162. <https://doi.org/10.1579/0044-7447-29.3.157>
- Ebener, S., Murray, C., Tandon, A. y Elvidge, C. (2005). From wealth to health: modelling the distribution of income per capita at the sub-national level using night-time light imagery. *International Journal of Health Geographics*, 4, 5. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-4-5>
- Elhorst, J. P. (2014a). Dynamic spatial panels: Models, methods and inferences. En *Spatial Econometrics: From cross-sectional data to spatial panels* (pp. 95-119). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8_4)
- Elhorst, J. P. (2014b). *Spatial econometrics: From cross-sectional data to spatial panels*. Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8_4)
- Elhorst, J. P., Piras, G. y Arbia, G. (2010). Growth and convergence in a multi-regional model with space-time dynamics. *Geographical Analysis*, 42(3), 338–355. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2010.00796.x>
- Elvidge, C., Baugh, K., Kihn, E., Koehl, H., Davis, E. y Davis, C. (1997). Relation between satellite observed visible near-infrared emissions, population, economic activity and electric power consumption. *International Journal of Remote Sensing*, 18(6), 1373-1379. <https://doi.org/10.1080/014311697218485>
- Elvidge, C., Hobson, V., Baugh, K., Dietz, J., Shimabukuro, Y., Krug, T., Novo, E., y Echavarría, E. (2001). DMSP-OLS estimation of tropical forest area impacted by surface fires in Roraima, Brazil: 1995 versus 1998. *International Journal of Remote Sensing*, 22(14), 2661-2673. <https://doi.org/10.1080/01431160120888>
- Ertur, C. y Koch, W. (2007). Growth, technological interdependence and spatial externalities: theory and evidence. *Journal of Applied Econometrics*, 22(6), 1033-1062. <https://doi.org/10.1002/jae.963>
- Falchi, F., Cinzano, P., Duriscoe, D., Kyba, C., Elvidge, C., Baugh, K., Portnov, B. A., Rybnikova, N. A. y Furgoni, R. (2016). The new world atlas of artificial night sky brightness. *Science Advances*, 2(6), e1600377. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1600377>
- Furková, A. (2019). Spatial spillovers and European Union regional innovation activities. *Central European Journal of Operations Research*, 27, 815-834. <https://doi.org/10.1007/s10100-018-0581-4>
- Ganong, P. N. y Shoag, D. W. (2012). *Why has regional convergence in the US stopped?* (NBER Working Paper No. 23609). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w23609>
- Gennaioli, N., La Porta, R., Lopez de Silanes, F. y Shleifer, A. (2014). Growth in regions. *Journal of Economic Growth*, 19, 259-309. <https://doi.org/10.1007/s10887-014-9105-9>

- Gonçalves, E., de Matos, C. M. y de Araújo, I. F. (2019). Path-dependent dynamics and technological spillovers in the Brazilian regions. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 12(3), 605-629.
- González, F. A. I. y Santos, M. E. (2020). Pobreza multidimensional urbana en Argentina. ¿Reducción de las disparidades entre el Norte Grande Argentino y Centro-Cuyo-Sur? (2003-2016). *Cuadernos de Economía*, 39(81), 795-822. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v39n81.76486>
- González, F. A. I., Santos, M. E. y London, S. (2021). Convergencia y desarrollo en la Argentina urbana (2003–2016). *Regions and Cohesion*, 11(1), 73-98. <https://doi.org/10.3167/reco.2021.110105>
- Henderson, J. V., Storeygard, A. y Weil, D. N. (2012). Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review*, 102(2), 994-1028.
- Herrera Gómez, M. (2017). Fundamentos de econometría espacial aplicada (MPRA paper No. 80871). Munich Personal RePEc Archive. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/80871/>
- Herrera Gómez, M., Mur, J. y Ruiz, M. (2019). A comparison study on criteria to select the most adequate weighting matrix. *Entropy*, 21(2), 160. <https://doi.org/10.3390/e21020160>
- Incaltarau, C., Pascariu, G. C., Duarte, A. y Nijkamp, P. (2021). Migration, regional growth and convergence: a spatial econometric study on Romania. *The Annals of Regional Science*, 66(3), 497-532. <https://doi.org/10.1007/s00168-020-01019-w>
- Johnson, P. y Papageorgiou, C. (2020). What remains of cross-country convergence? *Journal of Economic Literature*, 58(1), 129-175. <https://doi.org/10.1257/jel.20181207>
- Kubis, A. y Schneider, L. (2016). Regional migration, growth and convergence—A spatial dynamic panel model of Germany. *Regional Studies*, 50(11), 1789-1803. <https://doi.org/10.1080/00343404.2015.1059932>
- Krugman, P. (1991). Increasing returns and economic geography. *Journal of Political Economy*, 99(3), 483-499. <https://doi.org/10.1086/261763>
- Lee, L. y Yu, J. (2010a). Estimation of spatial autoregressive panel data models with fixed effects. *Journal of Econometrics*, 154(2), 165-185. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2009.08.001>
- Lee, L. y Yu, J. (2010b). Some recent developments in spatial panel data models. *Regional Science and Urban Economics*, 40(5), 255–271. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2009.09.002>
- Le Gallo, J., Ertur, C. y Baumont, C. (2003). A spatial econometric analysis of convergence across European regions, 1980–1995. En B. Fingleton (Ed.), *European Regional Growth* (pp. 99-129). Springer.
- LeSage, J. y Pace, R. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420064254>
- Lessmann, C. y Seidel, A. (2017). Regional inequality, convergence, and its determinants—A view from outer space. *European Economic Review*, 92, 110-132. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2016.11.009>
- Longhi, F. y Osatinsky, A. (2017). Estructura productiva, pobreza y problemas de empleo en las provincias pampeanas y norteñas de Argentina en los primeros años del siglo XXI. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 26(1), 77-99. <https://doi.org/10.15446/rcdg.v26n1.51011>
- Maloney, W. F. y Valencia Caicedo, F. (2016). The persistence of (subnational) fortune. *The Economic Journal*, 126(598), 2363-2401. <https://doi.org/10.1111/eoj.12276>
- Mendez, C. y Santos-Márquez, F. (2021). Regional convergence and spatial dependence across subnational regions of ASEAN: Evidence from satellite nighttime light data. *Regional Science Policy & Practice*, 13(6), 1750-1777. <https://doi.org/10.1111/rsp3.12335>

- Mendez, C. y Santos-Márquez, F. (2022). Economic and social disparities across subnational regions of South America: A spatial convergence approach. *Comparative Economic Studies*, 64(4), 582-605.  
<https://doi.org/10.1057/s41294-021-00181-0>
- Millo, G. (2017). A simple randomization test for spatial dependence in the presence of common factors and serial correlation. *Regional Science and Urban Economics*, 66, 28-38.  
<https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2017.05.004>
- Pesaran, M. (2004). *General diagnostic tests for cross section dependence in panels* (Cambridge Working Papers in Economics No. 0435). University of Cambridge. <https://doi.org/10.17863/CAM.5113>
- Pfaffermayr, M. (2012). Spatial convergence of regions revisited: a spatial maximum likelihood panel approach. *Journal of Regional Science*, 52(5), 857-873. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2012.00773.x>
- Pinkovskiy, M. y Sala-i-Martin, X. (2016). Lights, camera... income! Illuminating the national accounts-household surveys debate. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(2), 579-631.  
<https://doi.org/10.1093/qje/qjw003>
- Piras, G. y Arbia, G. (2007). Convergence in per-capita GDP across EU-NUTS2 regions using panel data models extended to spatial autocorrelation effects. *Statistica*, 67(2), 157-172.  
<https://doi.org/10.6092/issn.1973-2201/3513>
- Rabanal, C. (2016). Efectos espaciales y convergencia económica: herramientas metodológicas para su estudio. *REICE: Revista Electrónica de Investigación en Ciencias Económicas*, 4(7), 378-396.  
<https://doi.org/10.5377/reice.v4i7.2839>
- Rey, S. J. y Janikas, M. V. (2005). Regional convergence, inequality, and space. *Journal of Economic Geography*, 5(2), 155-176. <https://doi.org/10.1093/jnlecg/lbh044>
- Rey, S. J. y Montouri, B. D. (1999). US regional income convergence: a spatial econometric perspective. *Regional Studies*, 33(2), 143-156. <https://doi.org/10.1080/00343409950122945>
- Sanso-Navarro, M., Vera-Cabello, M. y Ximénez-De-Embún, D. P. (2017). Human capital spillovers and regional development. *Journal of Applied Econometrics*, 32(4), 923-930.  
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2560742>
- Sanso-Navarro, M., Vera-Cabello, M. y Puente-Ajovín, M. (2020). Regional convergence and spatial dependence: a worldwide perspective. *The Annals of Regional Science*, 65, 147-177.  
<https://doi.org/10.1007/s00168-020-00978-4>
- Sutton, P. y Costanza, R. (2002). Global estimates of market and non-market values derived from nighttime satellite imagery, land cover, and ecosystem service valuation. *Ecological Economics*, 41(3), 509-527.  
[https://doi.org/10.1016/S0921-8009\(02\)00097-6](https://doi.org/10.1016/S0921-8009(02)00097-6)
- Talassino, M. (2017). Convergencia Regional Argentina: Análisis exploratorio y econométrico espacial basado en el producto bruto geográfico departamental. *Anales Asociación Argentina de Economía Política*.
- Talassino, M. R. y Herrera Gómez, M. (2021). *Impacto de los efectos espaciales en la convergencia regional. Análisis departamental para la Argentina* (Documento de Trabajo 2021-42). Red Nacional de Investigadores en Economía.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT Press.
- Yu, J., de Jong, R. y Lee, L. (2012). Estimation for spatial dynamic panel data with fixed effects: The case of spatial cointegration. *Journal of Econometrics*, 167(1), 16-37.  
<https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2011.05.014>

Zhang, W., Xu, W. y Wang, X. (2019). Regional convergence clubs in China: identification and conditioning factors. *The Annals of Regional Science*, 62, 327-350. <https://doi.org/10.1007/s00168-019-00898-y>

---

### Contribución de los/as autores/as

Autor/a*	COLABORACIÓN ACADÉMICA													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Isabela Sánchez Vargas			x	x	x	x	x	x	x		x	x	x	
Fernando Antonio Ignacio González			x		x	x	x	x	x		x	x	x	
Facundo Eduardo Costa de Arguibel			x	x		x		x	x					
Juan Antonio Dip				x	x	x	x	x	x		x	x	x	

1. Administración del proyecto, 2. Adquisición de fondos, 3. Análisis formal, 4. Conceptualización, 5. Curaduría de datos, 6. Escritura - borrador original, 7. Escritura - revisión y edición, 8. Investigación, 9. Metodología, 10. Recursos, 11. Software, 12. Supervisión, 13. Validación, 14. Visualización.