

Variabilidad Espacial en los Determinantes de la Fecundidad de Argentina (2001-2010). Un Enfoque por Regresiones Geográficamente Ponderadas

*Marcos Herrera-Gomez*¹ (CONICET/IELDE-UNSa)

*Juan Carlos Cid*² (IELDE-UNSa)

DOCUMENTO DE TRABAJO N° 101

Diciembre de 2021

¹ mherreragomez@gmail.com

² cidjuancarlos@gmail.com

Los documentos de trabajo de la RedNIE se difunden con el propósito de generar comentarios y debate, no habiendo estado sujetos a revisión de pares. Las opiniones expresadas en este trabajo son de los autores y no necesariamente representan las opiniones de la RedNIE o su Comisión Directiva.

The RedNIE working papers are disseminated for the purpose of generating comments and debate, and have not been subjected to peer review. The opinions expressed in this paper are exclusively those of the authors and do not necessarily represent the opinions of the RedNIE or its Board of Directors.

Citar como:

Herrera-Gomez, Marcos y Juan Carlos Cid (2021). Variabilidad Espacial en los Determinantes de la Fecundidad de Argentina (2001-2010). Un Enfoque por Regresiones Geográficamente Ponderadas. *Documento de trabajo RedNIE N°101*.

Resumen

La relación entre la fecundidad y sus determinantes puede estar condicionada por conductas sociales a nivel local. Utilizando información geográfica como aproximación de interacciones sociales, este trabajo analiza la heterogeneidad del impacto de las condiciones socioeconómicas sobre la fecundidad departamental en la Argentina. Los datos provenientes de los Censos de 2001 y 2010, muestran que la fecundidad de las mujeres de 25 a 29 años es dependiente de variables socioeconómicas como el nivel educativo, la situación de pobreza y el grado de urbanización, entre otras. El aporte más significativo radica en el empleo de regresiones geográficamente ponderadas (GWR), técnica que permite detectar la presencia de un proceso espacial no estacionario. Es decir que la relación lineal investigada no es homogénea a lo largo del territorio, sino que varía localmente la intensidad del efecto de los factores explicativos. La evidencia hallada destaca la necesidad de utilizar técnicas econométricas que incorporen la heterogeneidad geográfica. Asimismo, nuestros resultados permiten distinguir la etapa de la transición demográfica alcanzada en distintas regiones de la Argentina, evidenciando las restricciones planteadas por el bienestar material y el nivel educativo; y, además, sirven como insumo a políticas públicas que busquen incluir al crecimiento demográfico dentro de sus objetivos.

Palabras clave: fecundidad; interacciones sociales; heterogeneidad espacial, GWR.

Abstract

The relationship between fertility and its determinants may be conditioned by social behaviors at the local level. Using geographic information as an approximation of social interactions, this paper analyzes the heterogeneity of the impact of socioeconomic conditions on departmental fertility in Argentina. Using Census data for 2001 and 2010, the fertility among women between 25 and 29 years of age is dependent on socioeconomic variables such as educational level, poverty situation and degree of urbanization, among others. The most significant contribution is the use of geographically weighted regressions (GWR), a technique that makes it possible to detect the presence of a non-stationary spatial process. This means that the linear relationship investigated is not homogeneous throughout the territory, but that the intensity of the effect of the explanatory factors varies locally. The evidence found highlights the need to use econometric techniques that incorporate geographical heterogeneity. Additionally, our results make it possible to distinguish the stage of the demographic transition achieved in different regions of Argentina, highlighting the restrictions posed by material well-being and educational level; and also serve as an input to public policies that seek to include population growth within their objectives.

Keywords: fertility; social interactions; spatial heterogeneity. GWR

1. Introducción

Una extensa literatura ha registrado la declinación de la fecundidad en países desarrollados y sus posibles determinantes a lo largo de la transición demográfica. Esta transición es un proceso, extendido a lo largo de varias décadas, en que se pasa de altos a bajos niveles de mortalidad y de fecundidad. América Latina no ha estado ajena a este comportamiento mostrando una disminución de la fecundidad, con el consiguiente resultado de un menor crecimiento demográfico (Chackiel y Martínez Pizarro 1992; Chackiel 2004).

La evidencia empírica muestra que el proceso demográfico no ha sido homogéneo para los países de América Latina y el Caribe. Según el estudio de Celade/CEPAL (1996), pueden distinguirse cuatro grupos diferenciados, ubicando a la Argentina dentro de los países en donde la transición ha alcanzado un grado avanzado, con tasas de fecundidad y mortalidad similares a las de los países más desarrollados. En la Argentina, la tasa de fecundidad declinó de manera temprana en el comienzo del siglo XX alcanzando hacia 1947 un valor de 3,2 niños por mujer, menos de la mitad del valor de 7 que tenía en 1895. Posteriormente, el descenso ha sido lento con periodos de estancamiento según cifras del Instituto Nacional de Estadística y Censos, INDEC (Cuadro 1).

Tabla 1. Tasa de fecundidad (Argentina, mujeres de 14 años y más)

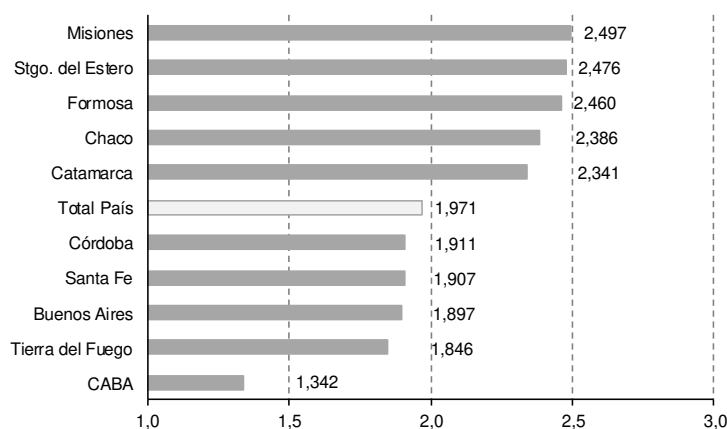
Año censal	1869	1895	1914	1947	1960	1970	1980	1991	2001	2010
Fecundidad	6,8	7,0	5,3	3,2	3,1	3,1	3,3	2,9	2,1	1,9

Fuente: Datos de INDEC. Elaboración propia.

De igual manera a lo que ocurre para los países, la disminución de la fecundidad no ha sido homogénea entre las regiones de la Argentina, existiendo notables diferencias entre ellas. Pantelides y Rofman (1983) encuentran grandes diferenciales de fecundidad, en el año 1970, entre las seis macro-regiones argentinas. El Noroeste evidenciaba alta fecundidad con un número medio de hijos de 5,1 mientras que en el Gran Buenos Aires el valor promedio observado era de 2,3.

Utilizando información más reciente, la desagregación de la tasa de fecundidad a nivel provincial para el Censo de 2010 muestra que persisten los diferenciales regionales. En el Gráfico 1, diez jurisdicciones fueron seleccionadas y ordenadas por su tasa de fecundidad, destacando dos grupos extremos según el valor. El grupo con tasas elevadas pertenece a la zona norte del país, encabezada por la provincia de Misiones. En el otro extremo, de menor fecundidad, se encuentran principalmente regiones del centro del país y Tierra del Fuego. La heterogeneidad se manifiesta en su máxima expresión al comparar la fecundidad de 1,342 hijos por mujer de la Ciudad de Buenos Aires (CABA) con la observada para la provincia de Misiones, cuyo valor es 2,497.

Gráfico 1. Fecundidad de provincias seleccionadas. Mujeres de 14 años y más.



Nota: Ciudad Autónoma de Buenos Aires, abreviado como CABA.

Fuente: Censo Nacional de Población, INDEC (2010). Datos procesados con REDATAM.

A pesar de la evidencia sobre los diferenciales jurisdiccionales, pocos trabajos han profundizado la investigación sobre esta variabilidad. Una excepción es el estudio de López y Mario (2009) donde se propone describir la evolución de los niveles de fecundidad de la Argentina por provincia y analizar por características demográficas para el período 1996-2006. Utilizando información de las Estadísticas Vitales del Ministerio de Salud y datos del Censo 2001, las autoras concluyen que en los últimos años existe una tendencia a la convergencia, pero persisten aún importantes diferencias. En otro trabajo a nivel regional, Mario y Pantelides (2011) comparan la influencia de los determinantes próximos (factores biológicos y de conducta) sobre la tasa de fecundidad para cada una de las seis macro-regiones argentinas. Los resultados encontrados evidencian la importancia del uso de métodos anticonceptivos, seguidos por el aborto, como principales determinantes.

Un camino alternativo para destacar la particularidad de cada región es considerar comunidades locales explorando su dinámica poblacional. Por ejemplo, Lanza y Valeggia (2014) analizan una población rural de la etnia Toba al norte de la Argentina y estiman los cambios demográficos experimentados por esa comunidad. Los autores destacan la especificidad de los resultados como prueba de la gran heterogeneidad de los procesos demográficos dentro de un mismo país.

Las investigaciones mencionadas no hacen más que destacar la importancia del componente geográfico a la hora de explicar la fecundidad y otros procesos demográficos. En términos de Weeks (2003), la demografía es una ciencia inherentemente espacial donde el comportamiento se circunscribe a una región geográfica y la conducta reproductiva de las personas es afectada por el vecindario, además de otros factores. Los escasos estudios regionales en la Argentina muestran que la transición demográfica, y en especial la fecundidad, poseen particularidades sociales, culturales y económicas de índole local que deben ser consideradas.

Este trabajo busca integrar empíricamente la heterogeneidad espacial del proceso demográfico al estudio de los determinantes socioeconómicos de la fecundidad. Nuestra aproximación parte de un modelo económico tradicional desarrollado por Becker (1960) en donde las decisiones individuales determinan el número de hijos deseados y existe un conjunto de variables socioeconómicas que condicionan dicha elección. La literatura ha extendido este modelo incorporando el impacto de las interacciones sociales (Manski, 1993; Brock y Durlauf, 2001, entre otros). Durlauf y Walker (2001) definen a las interacciones sociales como acciones de uno o más individuos, no mediadas por mecanismos de mercado, que afectan la decisión realizada por otro individuo. La inclusión de estas acciones permite explicar los efectos demográficos inducidos por decisiones individuales y aquellos inducidos por el entorno social en el que se interactúa. En estos modelos, el concepto de entorno social se introduce de forma general suponiendo que existe un conjunto de vecinos que afectan las decisiones individuales.

La aplicación empírica de los modelos de interacción social plantea la necesidad de definir de forma precisa al entorno social, es decir, definir el criterio de vecindad: "quién es vecino de quién". Nuestra estrategia empírica consiste en utilizar la distancia geográfica como una medida de proximidad tal que la transmisión de conductas sociales posee un componente espacial de relevancia para explicar las diferencias regionales.

Esta línea de trabajo se asemeja a otros estudios que han utilizado información espacial para identificar interacciones sociales. Por ejemplo, Weeks et al. (2004) analizan el impacto de los factores culturales y la difusión de las ideas sobre la fecundidad mediante una técnica que permite descomponer los efectos de los determinantes en componentes espaciales y no espaciales. Otro ejemplo es el análisis de los patrones sociales del desempleo identificados por medio de información espacial (veáse Topa, 2001; Conley y Topa, 2002). Como elemento diferencial a estas investigaciones, nuestro trabajo plantea que el espacio no afecta de manera homogénea a todas las unidades, variando localmente en su intensidad.

Nuestras estimaciones basadas en datos censales evidencian que el comportamiento reproductivo se encuentra fuertemente condicionado por un grupo de variables socioeconómicas. Estas variables afectan significativamente a la fecundidad a nivel de departamento, siendo su impacto no homogéneo en todo el territorio, con áreas localmente persistentes. Los resultados obtenidos permiten distinguir el comportamiento disímil de ciertas zonas afectadas por restricciones en el bienestar material y el nivel educativo de las mujeres, principalmente.

La estructura del trabajo es la siguiente. En el próximo apartado se desarrolla la metodología de regresiones geográficamente ponderadas, que permite introducir la heterogeneidad espacial en el modelo económico estándar. Además, se presentan los principales factores socioeconómicos que condicionan la fecundidad según la literatura económica y se definen las variables a utilizar en la estimación. En el tercer apartado de resultados se analiza el comportamiento de la fecundidad a nivel departamental en los años censales, 2001 y 2010, y se presentan las primeras estimaciones a nivel global. Luego, se muestran y analizan los resultados obtenidos con el uso de modelos econométricos a nivel local. La cuarta sección se destina a

comentarios y discusiones sobre los resultados de la sección previa. La última sección contiene las conclusiones que surgen de la investigación. Completan el documento las referencias bibliográficas y un par de apéndices con detalles metodológicos y resultados adicionales de la estimación.

2. Metodología

La técnica que utilizaremos para analizar la heterogeneidad en la fecundidad es una extensión de la estimación de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) al caso de datos georreferenciados denominada regresiones geográficamente ponderadas (geographically weighted regressions, GWR).

Los datos georreferenciados o espaciales, debido a sus particularidades, limitan el uso de las técnicas econométricas habituales. Tal es así que ha surgido una nueva área conocida como econometría espacial que provee de un conjunto de modelos y técnicas específicas para este tipo de datos. Los modelos de econometría espacial más utilizados suponen estacionariedad del proceso espacial, es decir, plantean que es posible describir la relación espacial mediante la estimación de un único parámetro para todos los puntos del área de estudio. Ejemplos de ello son el modelo de rezago espacial y el modelo de error espacial (Anselin, 1988). En contraposición a estos modelos espaciales, GWR destaca que el proceso espacial puede ser no estacionario, de modo que la relación lineal investigada varíe localmente en su intensidad.

La técnica GWR, propuesta por Brunson et al. (1996), calibra un modelo que permite el análisis local de la regresión lineal. Entre las ventajas de este método se pueden mencionar: (i) identificación de asociaciones entre las variables dependiente e independientes que varían espacialmente; y (ii) obtención de estimaciones alternativas a modelos espaciales globales, los cuales pueden ser producto de una incorrecta especificación local. En particular, la idea central al utilizar GWR es que la conducta reproductiva, como la conducta humana en general, se encuentra influida por el contexto local y, además, no es constante esta influencia en todo el espacio geográfico de la Argentina. La detección de variabilidad espacial en la relación investigada brinda indicios de la importancia de las interacciones sociales a nivel local, producto de diferentes comportamientos relacionados a la cultura, actitudes y conductas reproductivas a lo largo del territorio.

La estimación básica GWR (Brunson et al. 1996, 1998) supone que los coeficientes varían espacialmente de la siguiente forma:

$$(1) \quad y_i = \sum_{j=1}^k \beta_j(lat_i, lon_i)x_{ij} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

donde $(y_i; x_{i1}, \dots, x_{ik})$ son observaciones de la variable dependiente y explicativas para la unidad i -ésima, identificada geográficamente por su latitud y longitud (lat_i, lon_i) y n es el tamaño muestral. Los coeficientes $\beta_j(lat_i, lon_i)$ son parámetros desconocidos que dependen de las coordenadas de localización, y ε_i es un término de error con media cero y varianza constante, σ^2 .

La ecuación (1) representa una relación lineal que puede ser estimada por medio de mínimos cuadrados ponderados. Para una localización dada, perteneciente a la

nuestra n y representada por (lat_0, lon_0) , sea d_{0i} la distancia entre (lat_0, lon_0) y la localización i -ésima (lat_i, lon_i) . Los coeficientes en el modelo (1) en (lat_0, lon_0) son estimados minimizando la siguiente función de pérdida:

$$(2) \sum_{i=1}^n \left[y_i - \sum_{j=1}^k \beta_j(lat_i, lon_i) x_{ij} \right]^2 w(d_{0i}),$$

con respecto a $\beta_j(lat_0, lon_0)$, $j = 1, 2, \dots, k$, siendo $w(\cdot)$ una ponderación basada en la proximidad geográfica. Resolviendo este problema de optimización, las estimaciones $\hat{\beta}_j(lat_0, lon_0)$ de $\beta_j(lat_0, lon_0)$, $j = 1, 2, \dots, k$, para (lat_0, lon_0) , pueden ser expresadas en notación matricial de la siguiente forma:

$$(3) \hat{\beta}(lat_0, lon_0) = [X'W(lat_0, lon_0)X]^{-1}X'W(lat_0, lon_0)Y,$$

siendo $\hat{\beta}(lat_0, lon_0) = [\hat{\beta}_1(lat_0, lon_0) \hat{\beta}_2(lat_0, lon_0) \dots \hat{\beta}_k(lat_0, lon_0)]'$,

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad W(lat_0, lon_0) = \begin{bmatrix} w(d_{01}) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & w(d_{0n}) \end{bmatrix},$$

y con $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]'$.

El modelo básico de GWR supone que todos los coeficientes son localmente variables, pero puede suceder que algunos de ellos no cambien significativamente. En estos casos cabe considerar una extensión del modelo básico hacia uno de coeficientes mixtos, con algunos fijos y el resto variables:

$$(4) y_i = \sum_{l=1}^p \beta_l x_{il} + \sum_{j=1}^k \beta_j(lat_i, lon_i) x_{ij} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

donde β_l ($l = 1, \dots, p$) son coeficientes fijos o globales y los demás elementos varían según la localización geográfica, tal como se ha expresado en la ecuación (1).

La elección entre coeficientes fijos y variables se realiza por medio de la diferencia del criterio de información de Akaike corregido, AIC_c . Para mayor detalle del procedimiento puede consultarse el Apéndice A al final del trabajo. La virtud del modelo de coeficientes mixtos consiste en admitir variables que no son afectadas por el contexto local y por lo tanto detecta aquellos condicionantes socioeconómicos con un impacto homogéneo sobre la fecundidad, sin importar su localización geográfica.

Entre las diferentes aplicaciones empíricas de este método pueden mencionarse, por ejemplo: Fotheringham et al. (2001) en donde se analiza la variación espacial del rendimiento escolar; Calvo y Escolar (2003) aplican GWR para resolver problemas de sesgo de agregación espacial y autocorrelación espacial en las votaciones de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires. Wang et al. (2005) estiman la producción neta primaria de los ecosistemas forestales en China. Otras aplicaciones pueden verse en Huang y Lueng (2002), McMillen (2004) y Lu et al. (2014), Xu, Z. y Ouyang, A. (2018), entre otros.

La relación entre las decisiones reproductivas y los condicionantes económicos fue claramente destacada por Becker (1960). Mediante un modelo económico de asignación del tiempo familiar entre las actividades de producción y consumo surge un conjunto de posibles hipótesis vinculadas a incentivos económicos que condicionan la conducta reproductiva.

Schultz (2002) destaca diferentes puntos de la propuesta de Becker. A medida que el bienestar económico de la pareja mejora es esperable que demande más niños (considerados como bienes superiores), suponiendo costos relativos estables. Sin embargo, la educación y los diferentes avances tecnológicos afectan los costos relativos. Respecto a la educación, el impacto de los mayores retornos de la escolaridad femenina incentiva a las mujeres a dedicar más tiempo a capacitarse. De esta forma, los costos de oportunidad de los niños aumentan y los padres se enfrentan a un *trade-off* entre cantidad y calidad de los niños, siendo motivados a sustituir cantidad de nacimientos por más escolaridad y salud para los hijos ya nacidos. Los avances tecnológicos, en particular los relacionados al control de la natalidad y a la tasa de supervivencia del niño, presionan sobre la tasa de nacimientos bajo dos supuestos: la planificación familiar es definida primeramente por el número de niños que sobreviven, y esta demanda de sobrevivientes es altamente precio-inelástica (Schultz, 1981).

Siguiendo lo establecido por la teoría económica, tradicionalmente se utiliza un conjunto de condicionantes de la fecundidad que en nuestro caso se resumen en cinco variables, estimadas para cada departamento o partido de la Argentina:

1. Educa: porcentaje de mujeres de 25 a 29 años con educación secundaria completa o más. El impacto esperado sobre la fecundidad es negativo.
2. Pobre: porcentaje de mujeres del tramo mencionado residiendo en hogares que cumplen con al menos una de las dimensiones de privación de las necesidades básicas (NBI). Las dimensiones son: (i) vivienda; (ii) condiciones sanitarias; (iii) hacinamiento; (iv) asistencia escolar y (v) capacidad de subsistencia. Este indicador es una medida de pobreza estructural y tendría una relación positiva con la fecundidad.
3. Activa: tasa porcentual de actividad económica femenina específica para el tramo de edades ya señalado. Esta variable se considera un determinante relevante con signo del coeficiente esperado negativo, aunque en la literatura se observa cierta ambigüedad.
4. Riesgo: porcentaje de mujeres de 25 a 29 años que a la fecha del censo estaban o habían estado previamente en situación de convivencia, ya sea en pareja, casada, separada, divorciada o viuda. Esta variable debería tener una relación positiva con la tasa de fecundidad.
5. Urbana: porcentaje de mujeres de 25 a 29 años que residen en localidades de más de 2000 habitantes. En la literatura es considerada como un factor que incrementa los costos directos de la cantidad de niños, incentivando a la calidad. La relación esperada con la fecundidad es negativa.

La variable dependiente del modelo, Fecun, es el promedio departamental de hijos nacidos vivos por mujer en el tramo de 25 a 29 años. La preferencia por un tramo particular de edades, respecto a la fecundidad global de todas las mujeres de 14 años

y más, permite enfocar el estudio en el comportamiento reproductivo de una generación en particular. De esta forma se evita utilizar la fecundidad global, que resulta afectada por la composición demográfica en cada departamento.

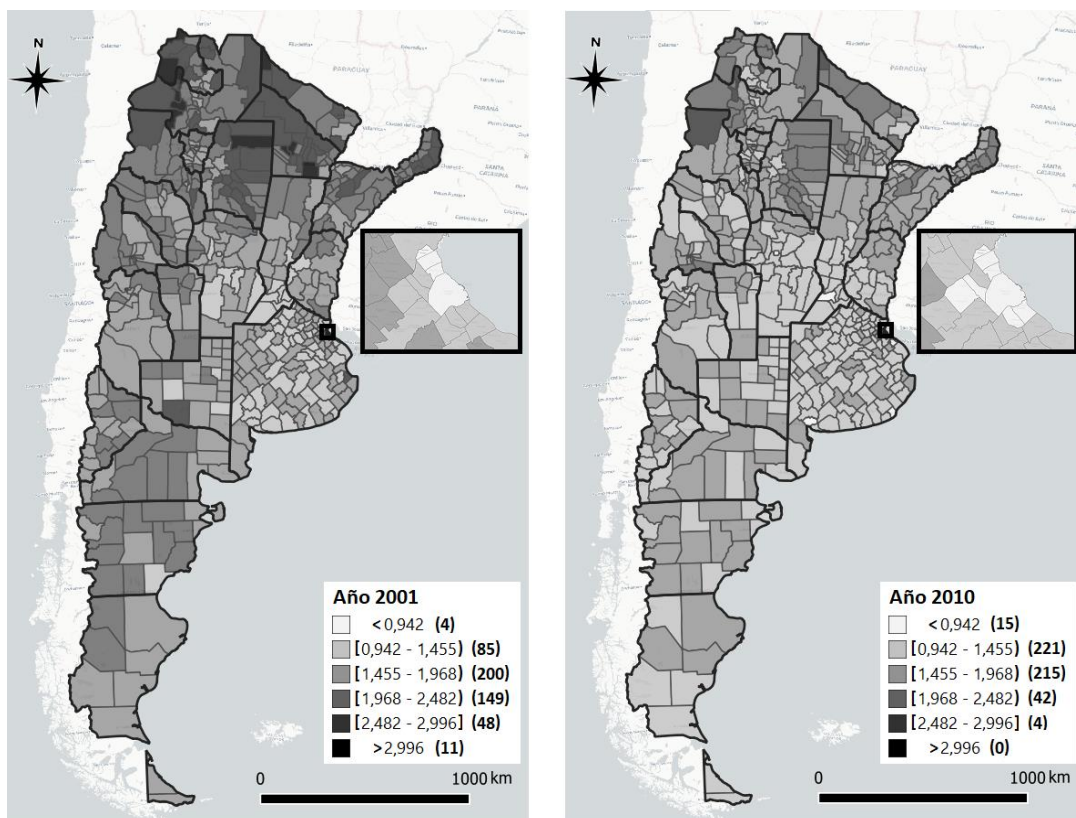
Las variables se construyeron utilizando datos provenientes de los Censos nacionales de población de los años 2001 y 2010. La información censal puede presentar errores de captación debido a múltiples factores (por ejemplo, errores de sub-declaración de la entrevistada o por escasa capacitación del censista). Sin embargo, la ventaja de estos relevamientos es que cubren prácticamente la totalidad de la población a un elevado nivel de desagregación geográfica. La unidad de análisis utilizada es el departamento, contando con un tamaño final de 497 observaciones. Este número de áreas es producto de un trabajo de armonización intercensal que incluye periodos previos al 2001 y 2010. La Ciudad Autónoma de Buenos Aires fue considerada como una unidad geográfica homogénea.

3. Resultados

3.1. Fecundidad departamental: análisis descriptivo y primeros resultados

La distribución geográfica de la fecundidad para ambos censos, 2001 y 2010, se muestra en el Gráfico 2.

Gráfico 2: Distribución geográfica de la tasa de fecundidad. Argentina, mujeres de 25 a 29 años



Nota: Elaboración propia en base a datos censales de 2001 y 2010, INDEC. 497 departamentos.

Los valores de la fecundidad disminuyeron en forma generalizada y solo en 9 departamentos se observa en 2010 un aumento en el promedio de hijos. Asimismo, las tasas altas se concentran en regiones del norte de la Argentina. A medida que nos desplazamos hacia el centro y este del país, las cifras decrecen hasta alcanzar los menores niveles en torno a las zonas más densamente pobladas, ubicadas principalmente en la provincia de Buenos Aires.

Los estadísticos descriptivos de todas las variables utilizadas en el análisis se presentan en el Cuadro 2. El promedio de la fecundidad departamental en mujeres de 25 a 29 años era 1,90 hijos en 2001 y descendió a 1,51 en el año 2010. El descenso del promedio fue acompañado entre censos por la disminución de la dispersión y de los valores máximo y mínimo de la variable dependiente. Los promedios de años de educación, tasa de actividad y urbanización aumentaron en el período. Por el contrario, disminuyeron los de pobreza estructural y nivel de riesgo. Es decir que las variables explicativas se movieron en la dirección de la disminución de la fecundidad.

Cuadro 2: Estadísticos descriptivos por departamento. Mujeres de 25 a 29 años

Censo	2001				2010			
	Media	Std	Min	Max	Media	Std	Min	Max
Fecun	1,90	0,94	0,56	3,51	1,51	0,34	0,43	2,63
Educa	40,58	13,81	2,27	81,56	51,10	13,68	11,83	87,54
Pobre	21,85	12,41	1,71	81,98	16,76	9,49	1,15	74,11
Activa	53,76	11,45	18,18	81,17	59,13	12,76	23,64	90,37
Riesgo	69,83	6,72	48,03	89,94	66,98	6,61	41,38	86,67
Urbana	67,29	29,83	0,00	100,00	70,12	29,00	0,00	100,00

Nota: Elaboración propia en base a datos censales de 2001 y 2010, INDEC. 497 departamentos. Std: desviación estándar.

Utilizando como guía la teoría económica se especificó un modelo econométrico, a estimar para cada año censal:

$$(5) \text{ Fecun}_{it} = \beta_1 \text{ Educa}_{it} + \beta_2 \text{ Pobre}_{it} + \beta_3 \text{ Activa}_{it} + \beta_4 \text{ Riesgo}_{it} + \beta_5 \text{ Urbana}_{it} + \varepsilon_{it},$$

siendo $t = 2001, 2010$.

Los resultados de la estimación del modelo (5) por medio de MCO se presentan en el Cuadro 3. Todas las variables fueron previamente estandarizadas con el objetivo de poder comparar el grado de impacto de cada una sobre la fecundidad.

Los coeficientes estimados poseen el signo esperado para cada variable y resultan estadísticamente significativos al 1%. En 2001 la educación tiene un impacto negativo en la fecundidad tal que un incremento de un desvío estándar genera una disminución de 0,27 desvíos sobre la tasa, ceteris paribus. El valor absoluto del coeficiente de esa variable es aún más grande en 2010 y genera el mayor impacto de las cinco. La variable que mide la pobreza es la que evidencia el mayor impacto sobre la fecundidad en 2001, efecto que se redujo prácticamente a la mitad en 2010. Las estimaciones de los coeficientes de activa, riesgo y urbana muestran guarismos casi

sin cambios entre censos. Respecto a la bondad de ajuste del modelo, los R^2 *adj* son altos, de 82,28% para 2001 y 80,69% para 2010.

Cuadro 3: Resultados de la Regresión Lineal. Mujeres de 25 a 29 años

Censo	2001		2010	
	beta est.	test t	beta est.	test t
Educa	-0,27***	-6,26	-0,47***	-10,57
Pobre	0,42***	11,00	0,22***	6,54
Activa	-0,19***	-5,20	-0,18***	-4,97
Riesgo	0,13***	5,51	0,13***	5,35
Urbana	-0,09***	-3,46	-0,09***	-3,78
R^2 <i>adj</i> (%)	82,28		80,69	

Estos resultados descansan en un conjunto de supuestos que deben ser cotejados, en particular, las especificaciones econométricas suponen no autocorrelación espacial y estacionariedad de la relación lineal en el espacio. A continuación, exploraremos la validez de estos supuestos espaciales.

3.2. Resultados de la estimación de los modelos GWR

Como se mencionó en el apartado 2, nuestro enfoque supone que las interacciones sociales poseen un elemento geográfico natural, tal que los individuos interactúan con aquellos físicamente más cercanos, por lo que son de esperar conductas reproductivas similares según la distancia física. Estas interacciones pueden ser capturadas utilizando la estrategia del modelo GWR, que permite detectar la presencia de heterogeneidad en el espacio. Si esta heterogeneidad espacial es baja o nula, las estimaciones de los modelos por GWR generarán resultados similares a los presentados en el Cuadro 3.

Para iniciar la estimación GWR se eligió un kernel gaussiano de tipo adaptativo (ver ecuación b en el Apéndice A), y se utilizó el criterio AIC_c para la selección del ancho de banda óptimo. Mediante el criterio de información se eligió libremente el alcance de las interacciones sociales, obteniéndose en ambos años censales un ancho de banda similar. De acuerdo con el mismo, se trabajó con los 52 vecinos más cercanos. Una vez establecido el valor h , se utilizó el modelo (4) de coeficientes mixtos para contrastar la variabilidad geográfica de cada variable explicativa por medio del estadístico F y el criterio AIC_c , ambos implementados en el programa GWR 4.0 (Nakaya et al. 2014). Tanto en 2001 como 2010, todas las variables mostraron variabilidad espacial significativa, lo que implica la existencia de efectos locales sobre la fecundidad. El resumen de los coeficientes estimados se presenta en el Cuadro 4. Para cada año se muestran el valor promedio del coeficiente, la desviación estándar, el rango y el valor de los percentiles 25, 50 y 75.

En el año 2001, el valor promedio del coeficiente de Educa es $-0,23$, con una diferencia de 0,04 puntos respecto al obtenido por la estimación MCO. Los valores medios de los coeficientes locales de Pobre y Riesgo son positivos para 2001, con un incremento de 0,07 puntos para Riesgo y una disminución de 0,06 puntos para Pobre en comparación con la estimación MCO. En el caso de las variables Activa y

Urbana los valores promedio de los coeficientes mantienen el signo negativo que se obtuvo con MCO. Además, los guarismos de los percentiles 25 y 75 conservan para las 5 variables los signos esperados.

Los resultados obtenidos para la estimación del año 2010 resultan similares: los signos de las medias de los coeficientes locales y de los percentiles 25 y 75 vuelven a ser los esperados. Sin embargo, en consonancia con la estimación previa de MCO, en el segundo censo aumenta la importancia de educación y cae la de pobreza, siempre hablando de sus valores medios.

Cuadro 4: Resumen de estimación *GWR*. Mujeres de 25 a 29 años

		<i>Estadísticos relevantes</i>					
	Variable	Media	STD	Rango	p25	Mediana	p75
CENSO 2001	<i>Educa</i>	-0,23	0,12	0,53	-0,26	-0,19	-0,16
	<i>Pobre</i>	0,36	0,10	0,39	0,28	0,36	0,45
	<i>Activa</i>	-0,14	0,09	0,42	-0,20	-0,15	-0,11
	<i>Riesgo</i>	0,20	0,11	0,39	0,12	0,22	0,30
	<i>Urbana</i>	-0,08	0,06	0,26	-0,14	-0,09	-0,03
	Bondad	<i>AIC_c: 320,77</i>		<i>CV: 0,12</i>		<i>R² adj.: 89,37</i>	
		<i>Estadísticos relevantes</i>					
	Variable	Media	STD	Rango	p25	Mediana	p75
CENSO 2010	<i>Educa</i>	-0,44	0,07	0,35	-0,46	-0,43	-0,40
	<i>Pobre</i>	0,18	0,11	0,39	0,08	0,20	0,28
	<i>Activa</i>	-0,16	0,14	0,57	-0,25	-0,21	-0,13
	<i>Riesgo</i>	0,22	0,09	0,32	0,14	0,22	0,30
	<i>Urbana</i>	-0,07	0,05	0,27	-0,09	-0,06	-0,04
	Bondad	<i>AIC_c: 473,66</i>		<i>CV: 0,16</i>		<i>R² adj.: 85,54</i>	

Nota: Elaboración propia en base a resultados brindados por el programa *GWR* 4.

El Cuadro 4 presenta también la bondad del ajuste de los modelos *GWR*. La mejora de los *R* cuadrados ajustados respecto a los obtenidos por MCO, se materializa en incrementos de 8,6%, y 6,0% para los años 2001 y 2010, respectivamente.

4. Discusión

La comparación estadística entre MCO y *GWR* revela que existe una mejora significativa en la predicción de la tasa de fecundidad usando la estimación mixta. El Cuadro 5 resume la información estadística del ANOVA (Brunsdon et al. 1996, 1998) que permite contrastar la diferencia entre ambas estimaciones.

Cuadro 5: Resultados ANOVA. Mejora *GWR* respecto a *MCO*

ANOVA	2001	2010
Mejora cuadrática media <i>GWR</i>	1,05	0,80
Residuos cuadráticos medios <i>GWR</i>	0,11	0,14
Estadístico <i>F</i>	9,88***	5,55***

En el Cuadro 6 se resumieron los resultados de las regresiones locales para ambos censos. Para mayores detalles de esta información se puede consultar el Apéndice B.

En el Censo 2001, todas las estimaciones de los coeficientes locales de las variables Educa y Pobre muestran el signo esperado, con una cantidad mayor de casos significativos en la segunda de las mencionadas. En las otras variables se detectan en 2001 pocos casos con coeficientes locales con signo contrario al esperado y no resultan significativos al 1%. Además de la condición de pobreza, otro determinante con un impacto positivo a lo largo de todo el territorio fue Riesgo. En efecto, en casi 82% de las regresiones es significativo.

En el año 2010, todos los coeficientes de la variable Educa son de signo negativo y significativos al nivel de 1%. La variable que considera la situación de pareja de la mujer tiene un efecto significativo en prácticamente 9 de cada 10 jurisdicciones, conservando la magnitud de su impacto (comparar estadísticos descriptivos del Cuadro 4). Por el contrario, en este segundo censo disminuye el número de departamentos donde la situación de pobreza es determinante (recuérdese que el valor promedio de su coeficiente también cae, Cuadro 4). Un comportamiento particular sucede con la condición de actividad donde en 27 de las estimaciones locales (poco más de 5% del total) se observa un coeficiente positivo y estadísticamente significativo. Este es el único ejemplo de una variable explicativa donde se detectan casos anómalos contradiciendo la teoría (Becker, 1960). Por último, Urbana era la variable con menor porcentaje de coeficientes significativos en 2001 y esto se acentúa para el 2010.

Cuadro 6: Análisis de la significancia de los coeficientes esperados.
Censos 2001 y 2010.

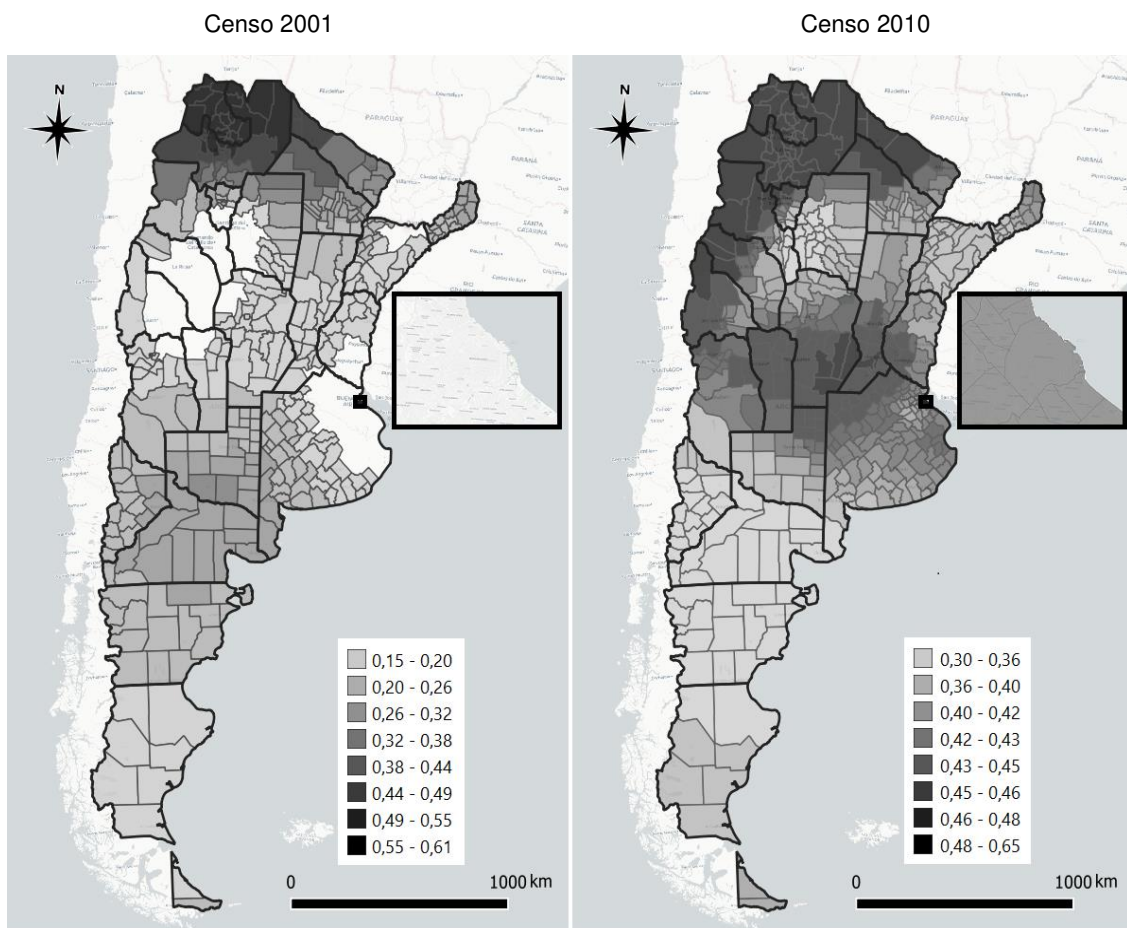
Variables	Significancia al 1%	Censo 2001			Censo 2010		
		Signo esperado	Signo significativo (%)		Signo esperado	Signo significativo (%)	
			Esperado	No esperado		Esperado	No esperado
Educa	Significativo	338	68,0	0,0	497	100,0	0,0
	No significativo	159			0		
	Total	497			497		
Pobre	Significativo	448	90,1	0,0	309	62,2	0,0
	No significativo	49			185		
	Total	497			494		
Activa	Significativo	231	46,5	0,0	291	58,6	5,4
	No significativo	218			135		
	Total	449			426		
Riesgo	Significativo	407	81,9	0,0	446	89,7	0,0
	No significativo	68			51		
	Total	475			497		
Urbana	Significativo	193	38,8	0,0	114	22,9	0,0
	No significativo	223			361		
	Total	416			475		

Nota: Los porcentajes en las columnas de signo significativo se calcularon respecto al total de los 497 departamentos.

A continuación, nos concentraremos en la distribución geográfica de los coeficientes estimados para dos de los cinco condicionantes de nuestro modelo, Educa y Pobre. La elección obedece a la mayor importancia de ambas variables en la determinación de la fecundidad y por la posible acción directa de las políticas públicas.

En el Gráfico 3 se representaron, por tramos de igual intervalo, los valores absolutos de los coeficientes significativos a nivel de 1% de la variable Educa. En 2001, los departamentos donde la educación femenina tiene mayor impacto sobre la fecundidad se agrupan en el extremo norte del país, cubriendo las provincias de Jujuy y Salta, y parcialmente, Formosa, Chaco, Santiago del Estero, Tucumán y Catamarca. Las áreas en blanco muestran los departamentos sin significatividad en el coeficiente.

Gráfico 3: Variable Educa. Coeficientes significativos *GWR*. Argentina, mujeres de 25 a 29 años

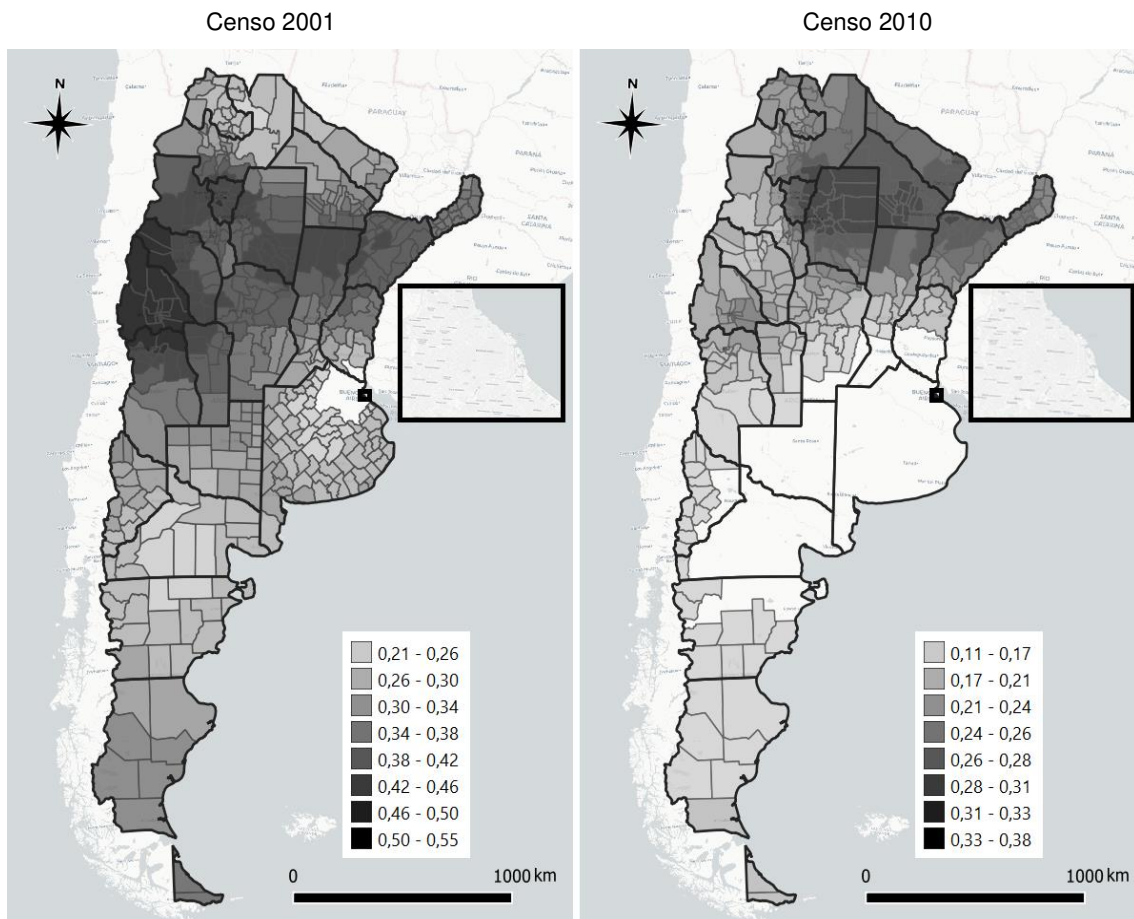


El mapa del país en el Censo 2010 evidencia que la significatividad de Educa abarca todo el territorio. La variable continúa además ejerciendo mayor influencia relativa en el norte de la Argentina y, salvo excepciones, hay un aumento generalizado en el valor absoluto de los coeficientes.

El Gráfico 4 muestra el mapa de igual intervalo para los coeficientes estimados en 2001 y 2010 de la variable que mide la condición de pobreza. Las clases que contienen los valores superiores de la distribución se encuentran ubicadas, en el primero de los años, en una franja que atraviesa de este a oeste todo el territorio nacional, con mayor concentración en la región cuyana. Las jurisdicciones con coeficientes no significativos a nivel de 1% nuevamente pertenecen a la parte norte de la provincia de Buenos Aires y un departamento de Entre Ríos.

En el caso del mapa del año 2010, los mayores valores para los coeficientes se agrupan más hacia el norte del país, con un núcleo ubicado alrededor del norte de la provincia de Santiago del Estero. La cantidad de regresiones locales con coeficientes de Pobre significativos es bastante menor al censo previo, hecho destacado en el Cuadro 6, quedando en blanco provincias completas como es el caso de Buenos Aires, La Pampa y Río Negro.

Gráfico 4: Variable Pobre. Coeficientes significativos GWR. Argentina, mujeres de 25 a 29 años



5. Conclusiones

Una amplia literatura ha enfatizado el estudio de la fecundidad a nivel individual o a nivel agregado. Sin embargo, como señala Weeks (2003), se ha prestado escasa atención a las causas y consecuencias socioeconómicas de la fecundidad a nivel local.

Este trabajo, utilizando resultados departamentales de los dos últimos censos de población realizados en la Argentina, intenta capturar el impacto de las interacciones sociales en el espacio. Para ello se recurre a las técnicas de regresiones geográficamente ponderadas (modelos GWR).

Las estimaciones realizadas con los datos censales permiten comprobar que el comportamiento reproductivo de las mujeres argentinas de 25 a 29 años se encuentra fuertemente condicionado por un grupo de variables socioeconómicas, habitualmente mencionadas en la literatura. Estas variables muestran un impacto significativo al explicar la medida global de fecundidad a nivel de departamento o partido. No obstante, el empleo de la técnica espacial GWR detecta que este impacto no es homogéneo en todo el territorio, abonando la hipótesis de la importancia de incluir las interacciones espaciales para explicar comportamientos localmente persistentes.

Los resultados ofrecidos por la estimación GWR muestran regiones en donde algunos condicionantes son relativamente más relevantes. A partir de estas estimaciones, es posible distinguir que la etapa avanzada de la transición demográfica alcanzada por la Argentina a comienzos de este milenio aún no se habría extendido a ciertas áreas, que evidencian restricciones en el bienestar material y el nivel educativo de sus habitantes.

Es importante mencionar que la investigación se ha focalizado en capturar el efecto de las interacciones sociales que son producto de la proximidad física. La falta de mayor información espacio-temporal imposibilita incorporar otros tipos de difusión social, así como modelos de panel que permitan controlar la omisión de variables.

Referencias

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

Becker, G. (1960). An economic analysis of fertility, en National Bureau of Economic Research (Ed.), *Demographic and economic change in developed countries*, Princeton: Princeton University Press.

Brock, W. & Durlauf, S. (2001). Interaction-based models, en J. Heckman & E. Leamer (Eds.), *Handbook of Econometrics*, Amsterdam: North-Holland.

Brunsdon, C., Fotheringham, A. & Martin, C. (1996). Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity, *Geographical analysis*, 28(4): 281-298.

Brunsdon, C., Fotheringham, A. & Martin, C. (1998). Geographically weighted regression, *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 47(3): 431-443.

Calvo, E. & Escolar, M. (2003). The local voter: a geographically weighted approach to ecological inference, *American Journal of Political Science*, 47(1): 189-204.

CELADE/CEPAL (1996). *Impacto de las tendencias demográficas sobre los sectores sociales en América Latina: contribución al diseño de políticas y programas*. Santiago de Chile: CEPAL/BID.

Chackiel, J. (2004). La transición de la fecundidad en América Latina 1950-2000, *Papeles de Población*, 10(41): 9-58.

Chackiel, J. & Martínez-Pizarro, J. (1992). "La Transición demográfica en América Latina y el Caribe desde 1950", en *IV Conferencia Latinoamericana de Población*, Vol. 1., Santiago de Chile: CELADE.

Charlton, M. & Brunsdon, C. (1997). Two techniques for exploring non-stationarity in geographical data, *Geographical Systems*, 4: 59-82.

Conley, T. & Topa, G. (2002). Socio-economic distance and spatial patterns in unemployment, *Journal of Applied Econometrics*, 17(4): 303-327.

Durlauf, S. & Walker, J. (2001). Social interactions and fertility transition, en J. Carterline (Ed.), *Diffusion processes and fertility transition: Selected Perspectives*, Washington: National Academy Press.

Fotheringham, A. (1997). Trends in quantitative methods 1: stressing the local, *Progress in Human Geography*, 21: 88-96.

Fotheringham, A., Charlton, M. & Brunsdon, C. (2001). Spatial variations in school performance: a local analysis using geographically weighted regression, *Geographical and Environmental Modelling*, 5(1): 43-66.

Fotheringham, A., Charlton, M. & Brunsdon, C. (2002). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. New York: Wiley & Sons.

Huang, Y. & Lueng, Y. (2002). Analysing regional industrialisation in Jiangsu province using geographically weighted regression, *Journal of Geographical Systems*, 4(2): 233-249.

Lanza, N. & Vallengia, C. (2014). Cambios demográficos en una población rural de la etnia Toba del norte de Argentina, *Latin American Research Review*, 49(2): 107-128.

López, E. & Mario, S. (2009). La fecundidad en la Argentina 1996-2006: convergencias y divergencias, *Población*, 2(4): 41-57.

Lu, B., Charlton, M., Harris, P. & Fotheringham, A. (2014). Geographically weighted regression with a non-Euclidean distance metric: a case study using hedonic house price data, *International Journal of Geographical Information Science*, 28(4): 660-681.

Manski, C. (1993). Identification of endogenous social effects: The reflection problem, *The Review of Economic Studies*, 60(3): 531-542.

Mario, S. & Pantelides, E. (2011). "Análisis regional de los determinantes próximos de la fecundidad en la Argentina", en *XI Jornadas Argentinas de Estudios de Población*. Asociación de Estudios de Población de la Argentina, Neuquén.

McMillen, D. (2004). Employment densities, spatial autocorrelation, and subcenters in large metropolitan areas, *Journal of Regional Science*, 44(2): 225-244.

Moran, P. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena, *Biometrika*, 37(1-2): 17-23.

Nakaya, T., Charlton, M., Fotheringham, A. & Brunson, C. (2014). GWR4 version 4.0.80. Application for geographically weighted regression modeling, *National Centre for Geocomputation, National University of Ireland Maynooth and Department of Geography*, Japan: Ritsumeikan University.

Nakaya, T., Fotheringham, A., Charlton, M. & Brunson, C. (2009). Semiparametric geographically weighted generalised linear modelling in GWR 4.0, en B. Lees & S. Laffan (Eds.), *10th International Conference on GeoComputation*, Sydney: UNSW.

Pantelides, E. & Rofman, A. (1983). La transición demográfica argentina: un modelo no ortodoxo, *Desarrollo Económico*, 22(8): 511-534.

Schultz, P. (1981). *Economics of population*. Reading: Addison-Wisley.

Schultz, P. (2002). Fertility transition: economic explanations, en N. Smelser y P. Baltes, *International encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences*, Oxford: Pergamon.

Topa, G. (2001). Social interactions, local spillovers and unemployment, *The Review of Economic Studies*, 68(2): 261-295.

Wang, Q., Ni, J. & Tenhunen, J. (2005). Application of a geographically-weighted regression analysis to estimate net primary production of Chinese forest ecosystems, *Global Ecology and Biogeography*, 14(4): 379-393.

Weeks, J. (2003). The role of spatial analysis in demographic research, en M. Goodchild & D. Janelle (Eds.), *Spatially integrated social science: examples in best practice*, New York: Oxford University Press.

Weeks, J., Getis, A., Hill, A., Gadalla, S. & Rashed, T. (2004). The fertility transition in Egypt: intraurban patterns in Cairo, *Annals of the Association of American Geographers*, 94(1): 74-93.

Xu, Z. & Ouyang, A. (2018). The Factors Influencing China's population distribution and spatial heterogeneity: a prefectural-level analysis using geographically weighted regression, *Applied Spatial Analysis and Policy*, 11(3): 465-480.

Apéndice A: Detalle metodológico de Regresiones Geográficamente Ponderadas

La metodología GWR fue inicialmente propuesta por Brunson et al. (1996) para calibrar un modelo lineal al entorno local suponiendo que los coeficientes varían espacialmente según su localización.

Un elemento clave de GWR es la selección de los pesos $w(\cdot)$. Estos pesos son elegidos por medio de una función kernel que puede especificarse de diferentes maneras. Una elección simple es definir una distancia d y que $w(\cdot)$ sea igual a 1 si la observación vecina se encuentra a una distancia menor o igual a d y que valga 0 en otro caso. Sin embargo, este tipo de función introduce una discontinuidad en las ponderaciones w dado que toma únicamente dos valores pudiendo generar cierta inestabilidad en las estimaciones (Fotheringham et al. 2002). Una solución a la discontinuidad es utilizar una función de ponderación suavizada, como un kernel de tipo gaussiano:

$$(a) \quad w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right],$$

donde h es referido como el ancho de banda (bandwidth). Si las observaciones i y j coinciden, la función tendrá un valor igual a la unidad y a medida que la distancia entre las observaciones aumente la función irá decreciendo.

El kernel gaussiano es denominado de tipo fijo en términos de la forma y magnitud que adquiere bajo el espacio. Ante una distribución espacial regular de los datos (o de alta densidad), este tipo de estrategia funcionará correctamente. Sin embargo, en estudios aplicados, la distribución espacial no es usualmente regular, resultando poco densa, y los kernels de tipo fijo presentan un problema potencial de estimación. Por ejemplo, puede generarse una situación extrema de imposibilidad de estimación de los parámetros debido a insuficientes datos locales. Para evitar este tipo de problema se hace uso de un kernel de tipo adaptativo que cambia su forma y magnitud de acuerdo a la densidad de los datos.

Entre las diferentes adaptaciones del kernel se encuentra la de K vecinos más cercanos que asegura un número suficiente de observaciones para estimación. Por ejemplo, el kernel gaussiano será redefinido como:

$$(b) \quad w_{ij} = \begin{cases} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h_{i(K)}} \right)^2 \right], & \text{si } d_{ij} \leq h_{i(K)}, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

donde $h_{i(K)}$ captura el ancho de banda adaptativo definido por la distancia del K –ésimo vecino más cercano. Los datos más próximos al punto i tendrán un peso cercano a la unidad e irán decreciendo según la distancia de cada vecino hasta alcanzar al K –ésimo vecino.

En la ecuación (b), un valor de h muy grande tenderá a ponderar a los vecinos con pesos próximos a 1. Inversamente, valores bajos de ancho de banda generarán pesos cercanos a 0. El problema es, entonces, cómo elegir el ancho de banda óptimo. Uno de los procedimientos más habituales para optimizar el valor h es el de validación cruzada (CV) que utiliza como función objetivo la expresión:

$$(c) \quad CV(h) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{-i}(h)]^2,$$

donde $\hat{y}_{-i}(h)$ es el valor estimado de y_i bajo un ancho de banda h con la omisión de la observación localizada en (lat_i, lon_i) . El valor óptimo de h será aquel que minimice la ecuación (c).

Alternativamente, pueden utilizarse otros criterios como el de validación cruzada generalizado (GCV) o el criterio de información de Akaike, AIC. La versión corregida del criterio de Akaike, AIC_c , es computada mediante la siguiente fórmula:

$$(d) \quad AIC_c = 2n \times \ln(\hat{\sigma}) + n \times \ln(2\pi) + n \times \left[\frac{n + tr(P)}{n - 2 - tr(P)} \right],$$

con $\hat{\sigma}$ como la estimación máxima verosímil del parámetro de dispersión y $tr(P)$ como la traza de la matriz proyección $P = X(X'X)^{-1}X'$ del modelo GWR. El mejor modelo será aquel que compute el menor valor AIC_c . Además de utilizarse para elegir el ancho de banda óptimo, el criterio AIC_c permite comparar el grado de ajuste de la estimación GWR respecto a la obtenida por MCO.

Apéndice B: Detalle estadístico de estimación GWR

Los Cuadros B.1 y B.2 presentan un mayor desglose de la significancia, al nivel de 1%, de los coeficientes de las 5 variables explicativas. Los cuadros muestran la cantidad de coeficientes con signo positivo y signo negativo, así como si son o no significativos al 1%.

Cuadro B.1: Resumen de la significancia de los coeficientes GWR al 1%.
Censo 2001

Educa											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,27	-0,61	-0,15	338
	<i>No</i>	-	-	-	-		<i>No</i>	-0,14	-0,20	-0,07	159
	<i>Total</i>	-	-	-	-		<i>Total</i>	-0,23	-0,61	-0,07	497
Pobre											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	0,38	0,21	0,55	448	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-
	<i>No</i>	0,19	0,16	0,23	49		<i>No</i>	-	-	-	-
	<i>Total</i>	0,36	0,16	0,55	497		<i>Total</i>	-	-	-	-
Activa											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,19	-0,30	-0,11	231
	<i>No</i>	0,07	0,00	0,12	48		<i>No</i>	-0,13	-0,25	-0,00	218
	<i>Total</i>	0,07	0,00	0,12	48		<i>Total</i>	-0,16	-0,30	-0,00	449
Riesgo											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	0,24	0,07	0,37	407	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-
	<i>No</i>	0,04	0,00	0,08	68		<i>No</i>	-0,01	-0,03	-0,00	22
	<i>Total</i>	0,21	0,00	0,37	475		<i>Total</i>	-0,01	-0,03	-0,00	22
Urbana											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,13	-0,21	-0,07	193
	<i>No</i>	0,02	0,00	0,05	81		<i>No</i>	-0,08	-0,19	-0,00	223
	<i>Total</i>	0,02	0,00	0,05	81		<i>Total</i>	-0,10	-0,21	-0,00	416

Nota: Elaboración propia en base a resultados brindados por el programa GWR 4.

Cuadro B.2: Resumen de la significancia al 1% de los coeficientes GWR.
Censo 2010.

Educa											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,44	-0,65	-0,30	497
	<i>No</i>	-	-	-	-		<i>No</i>	-	-	-	-
	<i>Total</i>	-	-	-	-		<i>Total</i>	-0,44	-0,65	-0,30	497
Pobre											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	0,26	0,11	0,38	309	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-
	<i>No</i>	0,07	0,00	0,14	185		<i>No</i>	-0,00	-0,00	-0,00	3
	<i>Total</i>	0,19	0,00	0,38	494		<i>Total</i>	-0,00	-0,00	-0,00	3
Activa											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	0,21	0,17	0,25	27	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,22	-0,32	-0,12	291
	<i>No</i>	0,10	0,00	0,17	44		<i>No</i>	-0,17	-0,31	-0,00	135
	<i>Total</i>	0,14	0,00	0,25	71		<i>Total</i>	-0,21	-0,32	-0,00	426
Riesgo											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	0,24	0,08	0,36	446	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-
	<i>No</i>	0,07	0,04	0,10	51		<i>No</i>	-	-	-	-
	<i>Total</i>	0,22	0,04	0,36	497		<i>Total</i>	-	-	-	-
Urbana											
Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.	Signo	Signif.	Media	Min.	Max.	Obs.
<i>Positivo</i>	<i>Si</i>	-	-	-	-	<i>Negativo</i>	<i>Si</i>	-0,14	-0,19	-0,06	114
	<i>No</i>	0,04	0,00	0,08	22		<i>No</i>	-0,06	-0,11	-0,00	361
	<i>Total</i>	0,04	0,00	0,08	22		<i>Total</i>	-0,08	-0,19	-0,00	475

Nota: Idem nota B.1.