

Efectos espaciales directos e indirectos de la variedad industrial en el empleo y la creación de empresas en la Megalópolis del Valle de México, 2010 - 2019

Direct and indirect spatial effects of industrial variety on employment and firm creation in Mexico City's Megalopolis, 2010 - 2019

José Antonio Cabrera Pereyra

Resumen

Objetivo. Analizar los efectos espaciales de la variedad industrial en el crecimiento del empleo y creación de empresas manufactureras, de 2010 a 2019, en la Megalópolis del Valle de México.

Metodología. Los efectos se estiman mediante modelos espaciales Durbin, que permiten identificar interacciones espaciales de distinto tipo.

Resultados. Los resultados indican efectos directos positivos de la variedad sobre el crecimiento del empleo y la creación de empresas.

Limitaciones/implicaciones. El análisis se limita por la falta de datos sobre la relación tecnológica. Sin embargo, se elaboran sugerencias de política definidas a partir de la teoría de la especialización inteligente.

Originalidad/valor. Es el primer análisis econométrico-espacial desagregado sobre el impacto de la variedad industrial en el empleo y la creación de empresas, y único en su tipo en México.

Conclusiones. La variedad industrial incentiva las tasas de crecimiento de empleo y empresas en la megalópolis. La concentración manufacturera también interviene en los efectos de la variedad (no) relacionada sobre estas tasas de crecimiento.

Palabras clave: Variedad relacionada y no relacionada, Efectos espaciales, Especialización inteligente.

Códigos JEL: C21, R11, R12.

Abstract

Objective. This article analyzes the spatial effects of industrial variety on employment growth and firm creation in manufactures, from 2010 to 2019, in Mexico City's Megalopolis.

Methodology. Effects are estimated using Spatial Durbin models, that allow identifying different spatial effects.

Results. Results show positive direct spatial effects of variety on employment growth and firm creation.

Limitations. Analysis is limited by the lack of data on technological relatedness. However, some suggestions are presented defined by the theory of smart specialization.

Originality. The study is the first disaggregated spatial econometric analysis on the impact of industrial variety over employment and firm creation, and unique in Mexico.

Conclusions. Industrial variety fosters employment growth and firm creation rates in the region. Manufacturing concentration also intervenes in the effects of industrial variety over these rates.

Keywords: Related and unrelated variety, Spatial effects, Smart Specialization.

JEL Codes: C21, R11, R12.

José Antonio Cabrera Pereyra. El Colegio Mexiquense. México. Correo electrónico: jcabrera@cmq.edu.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5712-1055>.

Introducción

Con la entrada del Tratado de Libre Comercio de América del Norte (TLCAN), México experimentó un gradual posicionamiento como pieza fundamental en las cadenas globales de producción (OCDE, 2009). La integración de México a estos estándares globales trajo consigo la especialización industrial, manifestada espacialmente en complejos manufactureros (González et al., 2017). La incorporación del conocimiento a la producción es todavía un reto de estrategia económica pendiente (Moreno-Brid, 2013), que implica virar hacia actividades de alto valor agregado y diversificación de las actividades (Balland et al., 2019; Dzemydaitė, 2021). En las manufacturas esta diversificación implica, entre otros, cambios relacionados al diseño y personalización de productos. Sin embargo, los cambios deben ser tanto escalables como flexibles ante los cambios imprevistos del mercado (Hirsch y Rosas-Rodríguez, 2018).

La teoría de la variedad (no) relacionada surge de las teorías de la aglomeración y sus economías, como una explicación del cambio productivo para incentivar el crecimiento económico (De Groot et al., 2016; Content y Frenken, 2016; Content et al., 2019). Esta teoría nace ligada a las teorías sobre la especialización inteligente, un marco de estrategias de crecimiento que implican la concentración de actividades conexas cuyo efecto multiplicador genera un mayor crecimiento económico regional (Gianelle et al., 2020). La variedad relacionada parte de que la “recombinación” de capital y conocimiento disponible es más efectiva entre actividades que comparten procesos productivos o insumos, como mercados laborales calificados (Content y Frenken, 2016).

Desde una perspectiva espacial, la variedad relacionada ofrece una perspectiva regional al crecimiento, relacionada con el incentivo de mecanismos de transmisión de conocimiento localizados (Foray, 2014; D’Adda et al., 2019). Empíricamente su aplicación nace en la Comunidad Europea,

donde las evaluaciones recientes han enfatizado su potencial al crecimiento regional; pero también, la incapacidad de instrumentos de planeación suficientes para identificar adecuadamente su potencial dadas las capacidades productivas imperantes (Gianelle et al., 2020; Dzemydaitė, 2021). Trabajos recientes han elaborado sobre su potencial aplicación en México (González et al., 2017; Hirsch y Rosas-Rodríguez, 2018), pero aún quedan elementos pendientes. Uno de ellos es la multiescalaridad del fenómeno, entendida como la posibilidad de distintos efectos espaciales inter e intrarregionales (Aarstad et al., 2016; Balland et al., 2019).

A pesar de este reconocimiento de potenciales dinámicas espaciales inter e intrarregionales, son pocos los trabajos que aplican técnicas de econometría espacial al análisis de la variedad manufacturera y sus efectos en el crecimiento (Caragliu et al., 2016; Firgo y Mayerhofer, 2018; Ejdemo y Örtqvist, 2020). Este artículo analiza los efectos espaciales de la variedad relacionada y no relacionada en el crecimiento del empleo y la creación de empresas en la Megalópolis del Valle de México. Los objetivos generales son dos: (1) medir e identificar diferencias en la escala (distancia) de estos efectos, que revelen la importancia de incluir el análisis interregional al fenómeno estudiado; y (2) evaluar la pertinencia de estrategias de variedad industrial para la región, considerando el potencial productivo existente y los resultados de los modelos.

En específico, se consideran tres contribuciones de este análisis. Primero, es uno de los pocos trabajos de análisis econométrico-espacial en la materia, y probablemente el único que incluye la posibilidad de diferencias interregionales al análisis. Dado que la literatura busca definir “regímenes” (Firgo y Mayerhofer, 2018) o “caminos” regionales de crecimiento a partir de la variedad industrial (Frangenheim et al., 2020), la inclusión de la heterogeneidad intrarregional permite

desarrollar propuestas de política industrial integrales; por ejemplo, considerando las interacciones entre regiones periféricas y de alto crecimiento (ver Balland et al., 2019). Segundo, es el primer trabajo de carácter econométrico-espacial para México. Y tercero, es de los pocos estudios existentes que considera la creación de empresas (ver Colombelli, 2016; Guo et al., 2016; Ejdemo y Örtqvist, 2020).

El texto se organiza de la siguiente manera. En el siguiente apartado se presente el marco teórico, donde se sintetiza la teoría de la variedad (no) relacionada y los estudios empíricos sobre ella. Posteriormente, se introduce el concepto de la especialización inteligente y su vinculación con la variedad (no) relacionada. En este apartado se presentan los hallazgos sobre la aplicación de la especialización inteligente, y su relación con las condiciones productivas en México. En el apartado siguiente se presenta la metodología del análisis, donde se definen la construcción de variables y los modelos utilizados. Después, se presentan los resultados del estudio, seguido de un apartado de discusión de estos resultados y los alcances y límites del estudio. Finalmente, se cierra este artículo con las conclusiones del análisis.

Marco teórico: la variedad (no) relacionada

La variedad relacionada y no relacionada (o (no) relacionada) es un concepto dual que captura particularmente el potencial de cambio productivo entre actividades geográficamente próximas y cuyos procesos productivos exhiben algún rasgo de interrelación productiva (Frenken et al., 2007; Boschma y Iammarino, 2009; Asheim et al., 2011; Nefke et al., 2011; Boschma et al., 2012; Balland et al., 2015; 2019; Cainelli y Ganau, 2019; Yeung, 2021). El concepto considera dos vertientes a las externalidades de Jacobs¹ (Caragliu et al., 2016): (1) la variedad no

relacionada incentiva un efecto “portafolio”, en el que la diversidad industrial reduce la vulnerabilidad a choques (e.g., de demanda) y reduce la pérdida de empleos; y (2) los “derrames” de conocimiento² entre actividades, que incentivan el crecimiento económico y la creación de empresas conexas a las actividades existentes (Grillitsch et al., 2018).

Los dos efectos mencionados en el párrafo previo aluden a la variedad no relacionada y relacionada, respectivamente). Entre los múltiples retos al análisis empírico de ambas (ver Content y Frenken, 2016), existen dos que atañen a este estudio: (1) la medición de la interrelación de actividades industriales o manufactureras, y (2) sus efectos espaciales. En cuanto a su medición, la teoría detrás de la variedad (no) relacionada parte del trabajo de Boschma (2005) sobre la variedad de “proximidades” que existen entre las industrias geográficamente próximas (Frenken et al., 2007; Balland et al., 2019). Esta supone que, dada su proximidad, las empresas desarrollan también conexiones de tipo tecnológico, organizacional o de mercado. Por ejemplo, el compartir fuentes de trabajo calificado locales, el intercambio de patentes, o el surgimiento de *spin-offs*,³ entre otros (Content y Frenken, 2016; Cainelli y Ganau, 2019).

La medición de estas interrelaciones alude directamente a cómo se construyen las variables para capturar la variedad (no) relacionada. Existen varias vertientes en la literatura, pero cuantitativamente existen dos posibilidades: (1) la medición “*ex ante*” de las conexiones intraindustriales,

1 Ligadas a la aglomeración de industrias o actividades diversas (Caragliu et al., 2016).

2 Los derrames por conocimiento son beneficios monetarios y productivos por proximidad y colaboración entre empresas, expresados por el uso de capital humano “parcialmente no-rival” (e.g., educación de la fuerza laboral) y exclusivo, como las patentes (Henderson, 2007).

3 Las *spin-offs* son empresas que surgen del conocimiento previo en una empresa; por ejemplo, la creación de empresas de extrabajadores, y que sostienen lazos con la empresa original (e.g., proveedores). Ver Klepper, 2009.

que supone que las empresas de una rama industrial son (tecnológica, productiva y organizacionalmente) más próximas a empresas de su mismo sector industrial (Freknen et al., 2007; Aarstad et al., 2016; Content y Frenken, 2016; Firgo y Mayerhofer, 2018); y (2) la medición “*ex post*” de estas conexiones, que requiere elaborar indicadores de interrelación a partir de datos de flujo, como similitud en los productos exportados o en uso de patentes (“*technological relatedness*”) (Hidalgo et al., 2007; Nefke et al., 2011; Capasso et al., 2016; Balland et al., 2019). El segundo aspecto mencionado son los efectos espaciales. El análisis de la variedad (no) relacionada surge particularmente con un carácter regional, en un esfuerzo por capturar un aspecto del crecimiento económico relacionado a cambios productivos pequeños (variedad relacionada) y mayúsculos (variedad no relacionada) (Frenken et al., 2007). Como Yeung sugiere, esto da a la teoría de la variedad (no) relacionada una visión “evolutiva” de la actividad localizada, lo que introduce en el análisis del crecimiento económico y el cambio productivo tanto la variable tiempo como la de espacio (2021). En cuanto a la dimensión espacial, existen dos retos latentes: (1) la heterogeneidad intrarregional (Aarstad et al., 2016), y (2) las interacciones “extra” regionales (Yeung, 2021).

Estos dos aspectos espaciales sugieren una dualidad local-global que no necesariamente se materializa en términos de exclusión mutua. Por ejemplo, las conexiones mas allá de la región que potencialmente incentivan el cambio productivo se materializan en regiones dinámicas y diversas; sin embargo, existen conexiones de éstas con regiones próximas en condiciones de rezago (“*lagging*”) (Balland et al., 2019). En este sentido, la desagregación de la región resulta pertinente. Por ejemplo, existen áreas (e industrias) dentro de la región que exhiben “*lock-in*”, donde la tradición en la especialización en una actividad ha llevado a una aparente incapacidad de cambio productivo

(Asheim et al., 2016; Miguelez y Moreno, 2018). La transmisión del conocimiento entre actividades relacionadas exhibe un fuerte componente “tácito”⁴ (Ejdemo y Örtqvist, 2020), por lo que existe el potencial de efectos mas allá del límite de área geográfica definido.

En los estudios sobre la variedad (no) relacionada, esta unidad o área geográfica definida suele ser diversa, y va desde subregiones nacionales (Balland et al., 2019) hasta prefecturas y municipios (Guo et al., 2016; González et al., 2017), así como mercados laborales locales (Firgo y Mayerhofer, 2018; Kuusk y Martynovich, 2021). En cualquier caso, y dada su naturaleza regional (diversa), existe siempre el riesgo latente de sesgos de medición, surgidos del problema del área geográfica modificable (Ye y Rogerson, 2021). Un caso específico de este problema, y que atañe el presente análisis, es la interacción entre áreas urbanas, potencialmente con mayor diversidad industrial; y áreas periféricas con una concentración manufacturera importante, donde la especialización en una actividad favorece efectos positivos por actividades conexas (e.g., relaciones cliente-proveedor) (Caragliu et al., 2016).

Existen, pues, razones fuertes que sugieren adoptar un enfoque espacial desagregado al análisis de la variedad (no) relacionada. Por otro lado, los resultados empíricos han sido mixtos. En teoría, el crecimiento del empleo estaría asociado positivamente a la variedad relacionada (Van Oort et al., 2014) y la estabilidad del empleo a la variedad no relacionada (Ejdemo y Örtqvist, 2020). Y, en paralelo, el crecimiento del empleo exhibiría una asociación inversa (negativa) tanto a la especialización como a la variedad no relacionada

4 El conocimiento tácito es conocimiento poco codificable, o que cuesta expresar de manera explícita (en escrito, por ejemplo, como las patentes), y se da en el intercambio de experiencias y conocimiento laboral aplicado (el intercambio “cara a cara”) (Balland et al., 2015; Kasmi, 2021).

(Caragliu et al., 2016). Por otro lado, la variedad relacionada incentiva la creación de empresas (Collombeli, 2016; Ejdemo y Örtqvist, 2020). Como se verá en el siguiente apartado, la perspectiva de la especialización inteligente sugiere que esta falta de consenso empírico puede partir del poco reconocimiento de qué sí y qué no puede lograrse para incentivar el crecimiento vía la diversidad industrial.

La especialización inteligente y la variedad (no) relacionada

Desde el punto de vista de política industrial, el concepto de la variedad (no) relacionada ha tenido su impacto a través de la especialización inteligente. La especialización inteligente es una “estrategia” regional que parte de las fortalezas productivas existentes en la región (McCann y Ortega- Argilés, 2013). Esta estrategia supone que, para cada región, existen “caminos” posibles de desarrollo ligados a la capacidad de crear mecanismos de interacción entre empresas e instituciones (e.g., universidades), que favorezcan el intercambio de prácticas, tecnología y conocimiento que incentiven el crecimiento económico regional (Martin, 2010; Frangenheim et al., 2020). El ejemplo primordial es la estrategia S3 de la Unión Europea, una “plataforma” institucional que provee estas prácticas, tecnología y conocimiento a las empresas de las distintas subregiones europeas (Foray, 2014; European Commission, 2022).

La aplicación de la estrategia de especialización inteligente ha despertado interés en los países en desarrollo como México (Ferreira et al., 2021), a pesar de que la evaluación de sus logros y virtudes ha sido compleja (Capello y Kroll, 2016; D’Adda et al., 2019; Dzemydaitė, 2021). En lo que al papel de la variedad (no) relacionada respecta, esta estrategia sugiere la especialización “diversificada”, en la que la región no abandona sus áreas de experiencia (y de concentración de actividad), sino que incentiva la variedad industrial a partir

de ésta (Asheim et al., 2019). Este aspecto, como sugieren Hassink y Gong, ha permitido la introducción de definiciones diversas sobre qué significa la variedad industrial, generando confusión sobre su aplicación y alcances (2019).

En la práctica, los estudios de carácter evaluativo sugieren que esta confusión sobre variedad industrial, y su relación con la especialización inteligente, se manifiesta en la incapacidad de los diversos actores (instituciones locales, empresarios y emprendedores) de diferenciar entre intensificar la especialización (e.g., incentivar aún más la concentración de la actividad regional en una sola actividad) y diversificar en actividades conexas (D’Adda et al., 2019; Hassink y Gong, 2019; Gianelle et al., 2020). Esto último, en particular, se traduce en incompatibilidad entre intereses. Por ejemplo, entre fuertes industrias existentes y el incentivar nuevas actividades (creación de empresas). La selección de industrias por parte de la planeación de la estrategia de especialización inteligente adolece de un pobre entendimiento de las oportunidades de crecimiento dadas las condiciones prevalecientes (Iacobucci y Guzzini, 2016; Hassink y Gong, 2019).

Aunado a lo anterior, surge también la duda de qué tipo de región se beneficia de la especialización inteligente. Como Hassink y Gong (2019) sugieren, la evidencia reciente apunta a que el ámbito de cambio se limita a espacios o áreas pequeñas, en las que el incentivo a la creación de empresas y del empleo responda a la transformación de las actividades presentes (2019). En este sentido, la desagregación de la región para el análisis previsto resulta adecuado. Sin embargo, otro aspecto importante es la “estructura” de la región, entendida como la gran o poca capacidad de cambio ante condiciones adversas existentes (e.g., emigración, falta de mano de obra, instituciones y capacidad innovativa débil, entre otras) (D’Adda et al., 2019).

En relación con la estructura regional, Grillitsch y Asheim (2018) definen varios escenarios

que sirven de arquetipo de la capacidad de cambio regional y la definición de metas plausibles. Entre éstos, destacan dos que resultan pertinentes para las economías en desarrollo, como la mexicana:

(1) áreas urbanas diversificadas pero carentes de un sistema de apoyo a la innovación, la creación de empresas y el empleo; y (2) áreas “periféricas” dominadas por una sola actividad. Así, resulta pertinente para el caso mexicano hablar de la capacidad de aprendizaje regional (“the learning región”), una estrategia hacia la especialización inteligente en economías emergentes (Asheim, 2018); que enfatiza, por ejemplo, la transmisión informal del conocimiento⁵ en lugar de medidas más rigurosas, como el uso de patentes como evidencia de transferencia tecnológica (Ferreira et al., 2021).

Los argumentos del párrafo previo ponen en evidencia que las estrategias de especialización inteligente, y la variedad (no) relacionada, dependen considerablemente del contexto o tejido industrial existente (Capello y Kroll, 2016; Gainelle et al., 2020). La falta de contextualización a las realidades locales y regionales conlleva “cuellos de botella” en la implementación de estrategias. Por ejemplo, sesgos entre regiones administrativas y funcionales (inherentes en el problema del área geográfica modificable); o, la incapacidad de detectar apropiadamente qué actividades se beneficiarían del incentivo a la variedad, dadas las condiciones y estructura preexistentes (Capello y Kroll, 2016).

Para el caso mexicano, se rescatan los trabajos de González et al. (2017), y Hirsch y Rosas-Rodríguez

(2018), enfocados en la posibilidad de implementación de estrategias de especialización inteligente en las distintas regiones de México. Ambos trabajos enfatizan la necesidad de regionalizar a México cuando se habla de variedad (no) relacionada y la especialización inteligente, ya que distintas áreas del país se beneficiarán de distintas estrategias (e.g., variedad relacionada, no relacionada, o especialización). González et al., por ejemplo, sugieren que el centro de México debe enfocarse en la diversificación de actividades ya insertas (o relacionadas) en cadenas de producción derivadas del TLCAN, como la automotriz o el procesamiento de alimentos (González et al., 2017).

El presente trabajo no considera variables que reflejen la magnitud y estado de la innovación (e.g., interacción de patentes entre industrias), por lo que los resultados no permiten definir hasta qué punto es pertinente hablar de especialización inteligente en México. Lo que si es posible, sin embargo, es presentar un primer acercamiento hacia su potencial; y en particular, la incidencia de la variedad (no) relacionada sobre el crecimiento, y sus efectos espaciales. La literatura sugiere abordar el análisis a partir de la desagregación regional, considerando la heterogeneidad localizada de la actividad manufacturera. Por otra parte, un problema no considerado en este apartado es la falta de indicadores *proxy* de innovación adecuados (Capello y Kroll, 2016; Dzemydaitė, 2021). Estas cuestiones empíricas y de medición se abordan en el siguiente apartado.

Metodología

Este apartado metodológico se enfoca en cuatro elementos: el área de estudio, la construcción de variables, la matriz espacial de pesos y los modelos econométricos espaciales. El área de estudio es la Megalópolis del Valle de México (MVM) (Figura 1), compuesta por nueve zonas metropolitanas (ZM) distribuidas en seis entidades federativas. La uni-

5 Esta transmisión informal del conocimiento se refiere al modo de innovación hacer-usar-interactuar (Doing-Using- Interacting, o DUI; ver Asheim, 2018) que, a diferencia del modo STI (“Science-Technology-Innovation”), resulta del intercambio tácito de conocimiento: el “*know-how*” y las conexiones sociales locales existentes (Alhusen et al., 2021).

dad de análisis es la AGEB, o área geoestadística básica, la unidad censal más pequeña en México. En total, se analizan 9, 724 AGEB. La selección de la AGEB como unidad de análisis se debe a su maleabilidad. Con la AGEB, es posible construir vecindarios (*neighborhoods*) que definan la extensión de los efectos espaciales de los modelos (ver Anselin, 2001; 2021). En este sentido, la escala de lo local del análisis viene dada por la definición de vecindario.

En cuestión de construcción de variables, con datos del Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) (INEGI, 2020) se construyen las variables dependientes del análisis: el crecimiento del empleo ecuación (1) y la creación (crecimiento) de empresas (ecuación 2). Ambas reflejan tasas de crecimiento en cada AGEB. El carácter acumulativo del DENUE (INEGI, 2019) permite estimar tasas de crecimiento en el total acumulado en operación en su última versión (2010, 2014 y 2019). Las tasas se estiman anualmente,⁶ considerando los períodos en que cada empresa fue dada de alta y el acumulado final de empresas. Las tasas de crecimiento reflejan el total manufacturero por AGEB (para una discusión sobre tasas de crecimiento en los modelos, ver Content y Frenken, 2016).

$$(1) \Delta_{Empleo} = \ln\left(\frac{Empleo_t}{Empleo_{t-1}}\right); \ln\left(\frac{Empleo_t}{Empleo_{t-2}}\right)$$

$$(2) \Delta_{Empresas} = \ln\left(\frac{Número\ de\ empresas_{i,t}}{Número\ de\ empresas_{i,t-1}}\right); \ln\left(\frac{Número\ de\ empresas_{i,t}}{Número\ de\ empresas_{i,t-2}}\right)$$

La disponibilidad de datos es quizá la mayor limitante, ya que no existen muchos datos en México disponibles a la escala de desagregación geográfica seleccionada. Por esta razón se decide la construcción de indicadores de variedad relacio-

6 Las tasas son anualizadas, considerando el número de años entre la fecha de alta de las empresas de 2010 y la fecha de alta de las empresas de 2014 (4 años, 5 meses) y 2019 (9 años, 4 meses).

nada (RV) y no relacionada (UV) de tipo *ex ante*, o índices de entropía (Frenken et al., 2007; Aarstad et al., 2016; Firgo y Mayerhofer, 2018). Ambos se construyen a partir de datos del DENUE. Como sugiere Dzemydaité, variables como el coeficiente de localización no necesariamente capturan la heterogeneidad dentro y entre sectores de actividad (2021). Los indicadores de entropía capturan la diversidad intersectorial, aunque no las posibles dinámicas más allá de cada sector (como es el caso de indicadores *ex post*). A pesar de esto, la evidencia sugiere que todos los indicadores pueden reflejar una relación significativa entre crecimiento y variedad (ver Boschma et al., 2012; Content y Frenken, 2016).

La variedad no relacionada (UV) ecuación (3), representa la suma de las diferencias en la variedad intersectorial manufacturera (empleo, empresas). En ecuación (3), el término E_{ijt} representa la proporción de empresas en el sector i en el AGEB j al año t , dado el total de la manufactura (Aarstad et al., 2016). Los sectores son tres dentro de la manufactura: 31, 32 y 33 (INEGI, 2018). Por otro lado, la variedad relacionada (RV) ecuación (4), representa la suma de diferencias en la variedad intrasectorial manufacturera (empleo, empresas). En ecuación (4), el término E_{igjt} representa la proporción de empresas de la rama g del sector i , en el AGEB j al año t (Caragliu et al., 2016).

$$(3) UV_{ijt} = \sum_{i=1}^I E_{ijt} \ln\left(\frac{1}{E_{ijt}}\right)$$

$$(4) RV_{ijt} = \sum_{i=1}^I E_{ijt} H_{ijt}; H_{ijt} = \sum_{i=1}^I E_{igjt} \ln\left(\frac{1}{E_{igjt}}\right)$$

Se construyen también cuatro variables de control, definidas tanto por la disponibilidad de datos como por la revisión de la literatura. Dos de estas variables se construyen con datos del DENUE: (1) el coeficiente de concentración manufacturera (LQ) y el tamaño promedio de empresa (TAM).

El indicador LQ refleja los centros manufactureros, así como el peso de la actividad manufacturera en cada AGEB; y, representa la proporción de empresas y empleo manufacturero por AGEB, entre la proporción total de la megalópolis. La variable TAM es un *proxy* de competencia (Firgo y Mayerhofer, 2018): a mayor tamaño promedio de empresa por AGEB, menor competencia entre empresas (pero mayor posibilidad de economías de escala; ver Aarstad et al., 2016).

Las otras dos variables de control se construyen con datos de los Censos de Población (INEGI, 2010). Éstas son: (1) la densidad poblacional por AGEB (DENS), definida como la población por kilómetro cuadrado; y (2) dos indicadores *proxy* de capital humano: el porcentaje de población adulta con educación posbásica (EDUPB) y el grado promedio de escolaridad (GEDU), ambas por AGEB. La bibliografía sugiere que para México el uso de variables como flujo de patentes no necesariamente captura la transmisión de conocimiento.⁷ También, varios estudios empíricos utilizan variables de *stock* de capital humano como las aquí consideradas (o ambas, ver Ejdemo y Örtqvist, 2020). La variable DENS controla por efectos de aglomeración urbana (Caragliu et al., 2016). Todas las variables son estandarizadas (transformadas a logaritmo natural), siguiendo las recomendaciones de la literatura (Content y Frenken, 2016).

Finalmente se concluye este apartado con la selección de matriz de pesos espaciales y modelo econométrico. Son pocos los trabajos sobre variedad (no) relacionada y crecimiento que utilizan métodos de econometría espacial (ver Caragliu et al., 2016; Firgo y Mayerhofer, 2018). Al ser un análisis de tipo espacial, la matriz de pesos (W) es un elemento clave para definir la transmisión

7 En este sentido, las variables *proxy* de capital humano no reflejan innovación, sino la transmisión de conocimiento por proximidad (e.g., cara-a-cara). Ver Henderson, 2007.

de efectos entre las distintas AGEB del estudio, El criterio seguido para definir la matriz de pesos fue el de asegurar al menos 1 vecino para todas las AGEB de la megalópolis, para evitar unidades espaciales aisladas. También, dada la estructura espacial de la megalópolis **Figura 1**, se elige una matriz de pesos por distancia; y en específico, con pesos inversos que refleje la disminución de efectos en función de la distancia (ver Anselin, 2001, 2021; Elhorst, 2010).

La distancia mínima que asegura que todas las AGEB estén conectadas se estimó en 10.3 km, que da un promedio de 500 AGEB como vecindario para cada una (**ver Figura 2**). El asegurar que no hay AGEBS aislados permite evitar sesgos de estimación en los modelos (ver Anselin 2001; 2021). Por otro lado, dado el tamaño y extensión de la megalópolis, la extensión estimada para los vecindarios concuerda, en algunos casos, en el total de las ZM de la región de estudio. Los pesos, como ya se ha mencionado, son inversos en función de la distancia, una práctica común en modelos espaciales (ver Elhorst, 2010), y están normalizados por fila y columna en la matriz (W) para evitar sesgos (e.g., tamaño de AGEB) y limitar resultados a la definición de vecindario para cada AGEB (Kelejian y Prucha, 2010).

El tamaño del vecindario resulta pertinente, ya que se ajusta a las sugerencias en la literatura de analizar regiones pequeñas (ver Hassink y Gong, 2019). Para poder dimensionar el tamaño de los vecindarios para estimar los efectos espaciales, la **Figura 3** muestra el del caso de la AGEB más conectada a otras AGEB (1,321 vecinos), que se ubica dentro de la Ciudad de México. La extensión es amplia, pero queda dentro de los márgenes de los viajes origen-destino laborales dentro de la región (Galindo-Pérez et al., 2020). En este sentido, se considera adecuado mantener la escala de los vecindarios como un *proxy* de lo local; pero considerando, claro, que no necesariamente es la única escala posible.

El modelo espacial general viene dado por ecuación (5) y ecuación (6) (Elhorst, 2010), donde $y_{\Delta t}$ son las tasas de crecimiento ecuación (1) y (ecuación 2), y X_t representa la matriz de variables independientes ecuación (3) a ecuación (4) más las variables de control. En este modelo se consideran tres efectos espaciales (2010): (1) la interacción endógena entre la tasa de crecimiento de las AGEB ($\rho W y_{\Delta t}$), (2) efectos de interacción exógena entre las variables independientes ($W X_t \theta$), y (3) interacciones en el término de error ($\lambda W u_t$).

$$(5) \quad y_{\Delta t} = \rho W y_{\Delta t} + \alpha + X_t \beta + W X_t \theta + u_t$$

$$(6) \quad u_t = \lambda W u_t + \varepsilon$$

Para la selección del modelo adecuado, se sigue la estrategia propuesta por Elhorst, que considera cinco pasos (2010). Primero, estimar el modelo de mínimos cuadrados ordinarios (OLS). Segundo, evaluar mediante pruebas de máxima verosimilitud (ver Anselin, 2021) qué modelo espacial es más apropiado. Tercero, estimar el modelo Durbin Espacial, que considera: (1) los efectos de interacción endógena y en las variables independientes ($\rho, \theta \neq 0$), y (2) los efectos de interacción en el término de error y en las variables independientes ($\lambda, \theta \neq 0$). Estos modelos permiten evaluar si es pertinente simplificar los efectos espaciales. Cuarto, si OLS es un mejor modelo que los modelos Durbin espaciales, estimar efectos espaciales en las variables independientes ($\theta \neq 0$) (Halleck-Vega y Elhorst, 2015). Y quinto, contrastar los modelos estimados, seleccionando los efectos espaciales pertinentes.

Dependiendo del modelo seleccionado, se podrán considerar los distintos impactos, o efectos, pertinentes a la relación espacial entre las variables. Por ejemplo, los modelos Durbin espacial considerados permiten estimar tanto efectos directos como indirectos, o *spillovers* (derrames). Los efectos espaciales directos son los efectos capturados por

el parámetro β de las variables independientes, y representa el efecto de cambio en cualquiera de ellas sobre la variable dependiente (Halleck-Vega y Elhorst, 2015). Los efectos espaciales indirectos pueden ser de dos tipos: (1) “locales” o de vecindario, cuando los efectos espaciales en las variables independientes son significativos ($\theta \neq 0$); y (2) “globales” o de toda la megalópolis, cuando los efectos espaciales endógenos son significativos ($\rho \neq 0$) (Elhorst, 2010).

El modelo con rezagos espaciales en las variables independientes ($\theta \neq 0$) permite desligar los efectos espaciales de los efectos “recursivos” inherentes al considerar interacciones endógenas ($\rho \neq 0$) (ver Anselin, 2001). Es decir, una de las ventajas de este modelo es que es posible deslindar entre efectos indirectos locales y globales (Halleck-Vega y Elhorst, 2015). Una de las ventajas de los modelos Durbin espaciales es que tanto la razón entre efectos indirectos como indirectos varía para cada variable independiente, lo que resulta plausible en contextos reales y aplicados (Elhorst, 2010). En el caso del modelo Durbin espacial con efectos en el término de error, es también posible separar los efectos directos e indirectos, siendo estos últimos capturados por el parámetro θ (Elhorst, 2010).

Resultados

El análisis se realizó en R utilizando los paquetes *spdep* (Bivand et al., 2008) y *spatialreg* (Bivand et al., 2021). El **Cuadro 1** resume los resultados de los modelos estimados para el período completo (2010-2019): los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS), modelos Durbin espacial con interacción endógena (ρ, θ) y en variables independientes, y modelos Durbin espacial con interacción en el error (λ) y en variables independientes. Las pruebas de diagnóstico (Pruebas LM) a los modelos OLS sugieren que tanto efectos por interacción endógena como a través de los términos de error son significativas. Para compararlos, el criterio AIC de los modelos sugieren que los

modelos Durbin espacial con interacción en el error y variables independientes son más adecuados para un análisis más minucioso.⁸

Ampliando un poco sobre las pruebas LM, los resultados del **Cuadro 1** apuntan a una relación espacial compleja. Las pruebas LM sugieren un modelo que considere efectos de interacción endógena (*lag*) e interacciones en el término de error (*error*). Las pruebas de LM robustas (RLM) sugieren lo mismo, aunque el estadístico RLM error favorece una estructura de propagación de efectos a través del término de error. El estadístico SARMA en el **Cuadro 1** afirma que, en efecto, la propagación de efectos espaciales no se reduce solamente a un solo efecto, sino que es probable que el mejor modelo espacial sea una combinación de los efectos considerados.

Los modelos OLS revelan una relación significativa y positiva entre el crecimiento del empleo y ambas variedades industriales, RV y UV; y de igual forma, entre éstas y la creación de empresas. Por otra parte, la concentración manufacturera (LQ), el tamaño promedio de la empresa (TAM) y las variables proxy de capital humano (EDUPB y GEDU) son también significativas. Sin embargo las tres primeras (LQ, TAM y EDUPB) exhiben una relación inversa al crecimiento del empleo y la creación de empresas. Los resultados revelan algunas tendencias similares a la literatura; por ejemplo: (1) la relación positiva entre RV y crecimiento del empleo (Frenken et al., 2007; Van Oort et al., 2015); y (2) la relación positiva entre RV y creación de empresas (Bishop, 2012; Colombelli, 2016; Guo et al., 2016; Content et al., 2019). La relación inversa entre LQ y TAM y las variables dependientes en los modelos OLS coincide con resultados previos (ver Content y Frenken, 2016).

8 Para el caso de los modelos por empresa (**Cuadro 1**), la diferencia entre los criterios AIC de ambos modelos Durbin espaciales (interacción endógena y en el error) es muy pequeña.

A diferencia de resultados previos los hallazgos del **Cuadro 1** sugieren una relación positiva entre UV y crecimiento del empleo.⁹ Un punto de conflicto en los resultados surge entre la relación de EDUPB y GEDU y ambas tasas de crecimiento (como *proxy* de capital humano). EDUPB es inversa al crecimiento de ambas (resultado similar al de Boschma et al., 2012; y Frigo y Mayerhofer, 2018), pero GEDU es positiva. La correlación lineal entre ambas es ligeramente alta (0.71), pero se ha optado mantener ambas con el propósito de identificar su relación espacial entre ambas con las tasas de crecimiento (empleo y empresas).

Los dos modelos espaciales que se resumen en el **Cuadro 1** son: (1) el modelo Durbin espacial que considera la interacción endógena (SDM) y la interacción exógena de las variables independientes ($\rho, \theta \neq 0$); y (2) el modelo Durbin espacial con efectos en el término de error (SDEM) ($\lambda, \theta \neq 0$). Las pruebas Wald en ambos modelos favorecen los modelos SDEM. Sin embargo, resulta difícil aseverar que uno u otro es un mejor modelo de manera contundente y definitiva, ya que ambos tipos de rezago espacial resultan significativos.

Los efectos de rezago espacial en las variables independientes de ambos modelos (SDM y SDEM) son distintos. En SDM no existe un efecto espacial indirecto entre la variedad industrial (RV y UV) y las tasas de crecimiento (empleo y empresas). En este sentido, es probable que el término Rho (ρ) esté capturando ya cualquier efecto entre la variedad (no) relacionada y las tasas; sin embargo, esto implica que este efecto no es discernible (o fácilmente separable) de la relación entre la tasa de crecimiento de los vecinos de cada AGEB (ver Elhorst, 2010). En cambio, en el modelo SDEM existe un efecto espacial indirecto inverso entre variedad relacionada (RV) y creación de empresas.

9 Los efectos de UV sobre creación de empresas en la literatura son mixtos (ver Ejdemo y Örtqvist, 2020)

Es decir, a mayor variedad relacionada en el vecindario de cada AGEB, menor su impacto o efecto.

Por otro lado, los modelos SDM y SDEM también exhiben efectos espaciales indirectos significativos en las variables DENS y GEDU (empleo), y LQ y TAM (empresas). En el modelo SDM el efecto es: (1) inverso entre DENS y el crecimiento: a menor densidad poblacional promedio en el vecindario de cada AGEB, mayores tasas de crecimiento en cada AGEB y viceversa; y (2) positivo entre GEDU y el crecimiento: a mayor nivel de escolaridad promedio en el vecindario de cada AGEB, mayor las tasas de crecimiento y viceversa. En el modelo SDEM: (1) hay efecto positivo entre concentración manufacturera (LQ) del vecindario y las tasas de crecimiento; y (2) efecto inverso entre el tamaño de empresa promedio (proxy de competencia) y las tasas de crecimiento.

A pesar de que los resultados sobre la estructura espacial de los efectos no son contundentes, se procede ahora a ampliar la explicación de los resultados a partir de los modelos SDEM (**Cuadro 2**), que exhiben una mejor bondad de ajuste con respecto a los modelos OLS (criterio AIC) y algunos efectos espaciales indirectos interesantes. Teóricamente, el modelo SDEM permite aislar efectos directos e indirectos, mientras que en el modelo con efectos de interacción endógena (SDM), se requiere una estimación adecuada de los impactos considerando el efecto multiplicativo de Rho (ver Elhorst, 2010). En el modelo SDEM estos efectos corresponden a los coeficientes estimados: originales y rezagados (*Lag*), respectivamente.

La **Figura 4** presenta los valores observados de la tasa de crecimiento del empleo (izquierda) y los valores estimados del modelo SDEM (derecha). En términos de la estructura espacial, los valores estimados revelan un patrón alto alrededor de las zonas metropolitanas ZM de la megalópolis y hacia el suroriente de la Ciudad de México. El efecto directo total sobre el crecimiento del empleo es positivo: 6.74% por cada 1% de cambio en

las variables independientes. El mayor efecto indirecto es inverso y corresponde a EDUP. Existen dos posibles explicaciones: (1) la distancia entre lugares de empleo y residencia, que no necesariamente encaja para cada vecindario; y (2) posibles interacciones con otras variables (e.g., GEDU) no consideradas, que puedan alterar el signo de la relación entre EDUPB y las tasas de crecimiento.

La variedad (no) relacionada (RV y UV) presentan efectos positivos sobre el crecimiento del empleo, pero no hay efectos indirectos significativos. Este efecto positivo parece tener mayor fuerza alrededor de los centros urbanos (efectos directos de DENS son positivos), apuntando quizá hacia la existencia de economías de urbanización (ver Caragliu et al., 2016). Este efecto contrasta con el efecto indirecto inverso de DENS. Esta duplicidad de efectos quizá este relacionada con la estructura espacial misma: las tasas de crecimiento del empleo son mayores alrededor de las ZM, y menores conforme mayor la distancia desde el centro urbano densamente poblado. En este sentido, el efecto espacial de DENS a escala megalópolis (directo) es positivo, pero existen efectos indirectos adversos dependiendo del vecindario de cada AGEB.

Otra manera de leer los resultados es considerando varios efectos en conjunto. Por ejemplo, existe un efecto positivo-inverso en DENS (directo e indirecto, respectivamente) y un efecto inverso-inverso en EDUPB (directo e indirecto, respectivamente). Esto quizá apunte a interacciones entre las variables no consideradas, ya que a mayor densidad (y mayor trabajo calificado) menor el efecto positivo de la variedad (no) relacionada sobre el crecimiento del empleo. Es posible sumar a esto el efecto directo adverso de LQ, que sugiere que a mayor concentración manufacturera menor el crecimiento del empleo. Así, los resultados apuntan a áreas periféricas pero contiguas a centros urbanos (ZM): la variedad (no) relacionada incide más sobre el crecimiento del empleo en

áreas con ligera densidad poblacional, poca especialización manufacturera y lejos de áreas donde habita el trabajo calificado.

La **(Figura 5)** presenta los valores observados de la tasa de crecimiento de las empresas (izquierda) y los valores estimados del modelo SDEM (derecha). En la **Figura 5** es más claro cómo las tasas altas de crecimiento rodean los centros urbanos de las ZM de la megalópolis (en comparación con la **Figura 4**). Esto corrobora el patrón espacial general identificado en los resultados: los principales efectos espaciales positivos, tanto directos como indirectos, se presentan en las AGEB contiguas a los centros urbanos. Para este caso (creación de empresas), el efecto espacial directo total es positivo: 5.86% por cada 1% de cambio en las variables independientes.

En cuanto a los efectos espaciales indirectos, la variedad relacionada (RV) exhibe efectos positivos sobre la tasa de creación de empresas. Por otro lado, la variedad no relacionada (UV) exhibe efectos directos y positivos sobre la tasa de creación de empresas (para resultado similar, ver Bishop, 2012). Otros estudios han identificado lo opuesto: RV positivo y UV negativo (ver Ejdemo y Örtqvist, 2020). Así, los hallazgos sugieren que la variedad intrasectorial tiene un efecto adverso a escala de vecindarios, mientras que la variedad intersectorial tiene un efecto positivo a escala de la megalópolis. Esto se complementa con que la especialización (LQ) a escala de la megalópolis exhibe efectos adversos, pero positivos dentro del vecindario de cada AGEB.

Lo anterior puede interpretarse de la siguiente forma: (1) la variedad de actividades manufactureras tiene efectos positivos sobre la creación de empresas en la megalópolis; (2) sin embargo, estos efectos caen si el vecindario en el que cada AGEB está inserta es ya un vecindario con alta variedad en actividades manufactureras relacionadas (diversidad intrasectorial); y (3) aparte, la concentración sectorial (LQ) del vecindario de cada

AGEB estimula la creación de empresas. Es decir, la diversidad estimula la creación de empresas en la megalópolis pero este efecto positivo se puede ver alterado (inverso) dependiendo del vecindario de cada AGEB; los resultados apuntan a que, en la mayoría de los casos, la especialización (y poca variedad intrasectorial) estimula la creación de empresas.

Otra variable que exhibe efectos contrarios entre escalas a la creación de empresas es el tamaño promedio de empresa manufacturera (TAM). TAM exhibe efectos directos positivos a la creación de empresas, y efectos indirectos (vecindario) negativos. Es decir, la competencia (menor tamaño promedio) estimula la creación de empresas a escala de la megalópolis (efectos directos); pero, estos efectos son contrarios o adversos dependiendo del vecindario de cada AGEB. Esto complementa los hallazgos descritos en el párrafo previo: a escala de vecindarios, predomina el incentivo a la creación de empresas de actividades conexas con la especialización predominante. Sin embargo, si hay efectos positivos a la creación de empresas de actividades inconexas (UV), a escala de la megalópolis. Tal y como sugieren Caragliu et al., (2016), los efectos por concentración y diversidad coexisten, y el entorno local (vecindario) juega un papel importante.

Para cerrar este apartado, cabe pausar brevemente sobre los efectos adversos sobre el empleo de las variables *proxy* de capital humano (EDUPB, GESC). Antes que nada, es importante enfatizar que hacen falta mejores indicadores para medir efectos por capital humano en economías en desarrollo (Alhusen et al., 2021). Los modelos con ambas resultaron más adecuados que omitiendo alguna;¹⁰ y, tanto Firgo y Mayerhofer (2018) como Boschma et al. (2012), encuentran resultados similares para EDUPB en Austria y España, respectivamente. Los resultados (**Cuadro 2**) indican que el efecto espacial total (directo más indirecto) de

10 Considerando los criterios AIC de los modelos.

EDUPB es -0.1825, y de 0.0667 para GEDU. Así, el efecto espacial total del capital humano es negativo sobre el empleo: -0.1158.

Existen diversas consideraciones detrás de este resultado. La primera es la estructura espacial de ambas variables, GEDU y EDUPB. Los valores de GEDU exhiben mayor variabilidad (desviación estándar) entre AGEB que los de EDUPB. Por otra parte, no son indicadores óptimos del trabajo calificado *in situ*.¹¹ En este sentido, los resultados apuntan a un desfase: los vecindarios de empleo y de residencia no coinciden. Segundo, EDUPB es el *stock* de trabajo calificado, mientras que GEDU es una magnitud del grado general de educación: el primero incide negativamente en el empleo, mientras que el segundo tiene un ligero efecto positivo. Y finalmente, es posible que existan interacciones entre ambas que requieran un tratamiento distinto de los datos.

Discusión

¿Cuáles son las implicaciones de los resultados, a la luz de la teoría de la especialización inteligente? Un primer resultado que se observa en las **Figuras 4 y 5** es que las mayores tasas de crecimiento se ubican alrededor de los centros urbanos. Siguiendo a Capello y Kroll (2016), esto implicaría que sigue existiendo un beneficio a la proximidad con las áreas centrales (“*core*”), y no así en las periferias de las ZM de la megalópolis. La estrategia de especialización inteligente aboga precisamente por generar condiciones favorables en estas últimas (áreas periféricas), abandonando la idea de que los centros urbanos generarán efectos de arrastre suficientes para beneficiar a todos (2016). Vemos, en las **Figuras 4 y 5**, que sí hay un efecto de arrastre a la vecindad contigua de los centros urbanos, no así en otras áreas de la megalópolis.

11 Ambas variables consideran educación en términos del lugar de residencia de la población, y no de su lugar de empleo.

Dicho lo anterior, un primer paso hacia una estrategia adecuada sería evaluar las condiciones en áreas con poco o bajo crecimiento (de empleo y empresas). Dados los resultados, estas áreas son dos: (1) dentro de los centros urbanos y (2) fuera de ellos. Los resultados sugieren, al igual que en Caragliu et al (2016), que los beneficios al crecimiento por concentración manufacturera y diversidad coexisten en la megalópolis. En este caso, haría falta un diagnóstico de cuáles actividades incentivarían más las tasas de crecimiento en estas áreas. Esto supondría acciones a favor de la variedad relacionada (e.g., en áreas con alta concentración manufacturera), y no relacionada (e.g., en áreas de los centros urbanos, donde hay mayor diversidad de manufactura y servicios).

Un segundo resultado que vale la pena discutir es la innovación, la variedad (no) relacionada y sus limitantes al caso mexicano. Tal y como como argumentan Hassink y Gong, el uso de datos sobre patentes no es suficiente (2019); y aparte, en economías en desarrollo hacen falta mejores indicadores del uso del conocimiento aplicado (Ferreira et al., 2021). En este sentido, ambas variables *proxy* de capital humano utilizadas deben leerse con cautela. Los resultados de ambas *proxy* de capital humano sugieren que su efecto (adverso y positivo, EDUPB y GEDU respectivamente) se intensifica a escala de vecindarios. Una estrategia adecuada sería primero detectar qué habilidades (y conocimientos y experiencia laboral) contribuyen localmente al empleo y creación de empresas.

En relación con lo anterior, valdría la pena para el caso mexicano desarrollar medidas adecuadas para captar la incidencia de la experiencia y el conocimiento aplicado (laboral) sobre el crecimiento del empleo y la creación de empresas. Y más aún, su relación con la variedad (no) relacionada.

Este esfuerzo revelaría, por ejemplo, las oportunidades del entorno local, que aquí se limita a los vecindarios construidos. Esta tarea está más allá de los resultados, pero éstos arrojan luz sobre

el tema. Por ejemplo, existe evidencia de efectos positivos sobre las tasas de crecimiento y la variedad (no) relacionada a escala de la megalópolis, no así en todos los vecindarios; esto sugiere un diagnóstico de oportunidades, como ya se ha dicho, pero también el desarrollo de instrumentos institucionales que incentiven su “descubrimiento” (Hassink y Gong, 2019).

Conclusiones

Los hallazgos empíricos reflejan muchos de los ya encontrados en la literatura sobre crecimiento y variedad (no) relacionada, aunque también se identifican condiciones particulares para el caso de la Megalópolis del Valle de México. Aquí se rescatan dos aspectos centrales: (1) la variedad (no) relacionada incentiva el crecimiento del empleo y la creación de empresas en la megalópolis, no así a escala de vecindarios; y (2) la concentración manufacturera también juega un papel importante en los efectos de la variedad (no) relacionada en las tasas de crecimiento. Los resultados se discuten también en relación con la posibilidad de implementar una estrategia de especialización inteligente. En este sentido, se sugiere que hace falta elaborar diagnósticos de las oportunidades potenciales locales, considerando tanto qué actividades contribuyen al crecimiento como qué aprendizajes tácitos (e.g., experiencia laboral) se adecúan a éstas.

Los resultados presentan sus limitantes. Una de ellas es la falta de datos sobre interacción, particularmente el intercambio tecnológico (e.g., patentes). Sin embargo, como la literatura sugiere, quizá este tipo de variables no sea apropiado para un diagnóstico de innovación en el caso mexicano. También, los vecindarios se estimaron para evitar sesgos por AGEB aislados, con el costo de obtener vecindarios de mayor tamaño. En este sentido, una futura línea de investigación sería la aplicación de modelos que capturen la heterogeneidad espacial, como los modelos geográficamente ponderados.

Este tipo de modelos, de carácter local, permitiría adaptar flexiblemente los efectos a diversos tamaños de vecindarios a través de toda la megalópolis, obteniendo así patrones distintos.

Finalmente, y a pesar de las limitaciones descritas, los resultados comprenden un primer acercamiento al análisis del impacto espacial de la variedad (no) relacionada sobre el crecimiento del empleo y la creación de empresas en México. Por otra parte, los resultados han permitido esbozar algunas recomendaciones, basados en la relación estimada entre la variedad industrial, el crecimiento del empleo y la creación de empresas. En este sentido, el trabajo presentado es un complemento a exploraciones más detalladas sobre las relaciones inter e intraindustriales existentes. Por otra parte, representa un primer acercamiento al tema para el caso mexicano, que se espera abra el debate sobre la variedad industrial y sus implicaciones para el crecimiento económico en México.

Bibliografía:

- Aarstad, J., Kvitastein, O. A., y Jakobsen, S. E. (2016). Related and unrelated variety as regional drivers of enterprise productivity and innovation: A multilevel study. *Research Policy*, 45(4), 844-856. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2016.01.013>.
- Alhusen, H., Bennat, T., Bizer, K., Cantner, U., Horstmann, E., Kalthaus, M., Proteger, T., Sternbeg, R. y Töpfer, S. (2021). A new measurement conception for the ‘doing-using-interacting’ mode of innovation. *Research Policy*, 50(4). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104214>.
- Anselin, L. (2001). Spatial econometrics. En Baltagi, B (Ed.). *A companion to theoretical econometrics*. 310-330. <https://doi.org/10.1002/9780470996249>.
- Anselin, L. (2021). Spatial Models in Econometric Research. In *Oxford Research Encyclopedia of Economics and Finance*. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190625979.013.643>.

- Asheim, B. T. (2018). Learning regions—a strategy for economic development in less developed regions? En Passi, A., Harrison, J., y Jones, M. (Eds.), *Handbook on the geographies of regions and territories*, 130-140. Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9781785365805.00020>.
- Asheim, B. T., Boschma, R., y Cooke, P. (2011). Constructing regional advantage: Platform policies based on related variety and differentiated knowledge bases. *Regional studies*, 45(7), 893- 904. <https://doi.org/10.1080/00343404.2010.543126>.
- Asheim, B. T., Grillitsch, M., & Trippel, M. (2016). Regional innovation systems: Past–present– future. En Shearmur, R., Carrincazeaux, C. y Doloreux, D. (Eds.), *Handbook on the Geographies of Innovation*, 45-62. Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9781784710774>.
- Balland, P. A., Boschma, R., Crespo, J., y Rigby, D. L. (2019). Smart specialization policy in the European Union: relatedness, knowledge complexity and regional diversification. *Regional Studies*, 53(9), 1252-1268. <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1437900>.
- Balland, P. A., Boschma, R., y Frenken, K. (2015). Proximity and innovation: From statics to dynamics. *Regional Studies*, 49(6), 907-920. <https://doi.org/10.1080/00343404.2014.883598>.
- Bishop, P. (2012). Knowledge, diversity and entrepreneurship: a spatial analysis of new firm formation in Great Britain. *Entrepreneurship & Regional Development*, 24(7-8), 641- 660. <https://doi.org/10.1080/08985626.2011.617786>.
- Bivand, R. S., Pebesma, E. J., Gómez-Rubio, V., y Pebesma, E. J. (2008). *Applied spatial data analysis with R*. New York: Springer. https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2009.01247_1.x.
- Bivand, R., G. Mollo, y G. Piras. (2021). A Review of Software for Spatial Econometrics in *R*. *Mathematics* 9(11):1276. <https://doi.org/10.3390/math9111276>.
- Boschma, R., Minondo, A., y Navarro, M. (2012). Related variety and regional growth in Spain. *Papers in Regional Science*, 91(2), 241-256. <https://doi.org/10.1111/j.1435-5957.2011.00387.x>.
- Boschma R, Iammarino S (2009) Related Variety, Trade Linkages, and Regional Growth in Italy. *Economic Geography* 85 (3): 289-311.
- Boschma, R. (2005) Proximity and Innovation: A Critical Assessment, *Regional Studies*, 39(1), 61-74, <https://doi.org/10.1080/0034340052000320887>
- Cainelli, G., y Ganau, R. (2019). Related variety and firm heterogeneity. What really matters for short-run firm growth? *Entrepreneurship & Regional Development*, 31(9-10), 768-784. <https://doi.org/10.1080/08985626.2019.1571636>.
- Capasso, M., Cefis, E., y Frenken, K. (2016). Spatial differentiation in industrial dynamics. The case of the Netherlands (1994–2005). *Tijdschrift voor economische en sociale geografie*, 107(3), 316-330. <https://doi.org/10.1111/tesg.12151>.
- Capello, R., y Kroll, H. (2016). From theory to practice in smart specialization strategy: emerging limits and possible future trajectories. *European Planning Studies*, 24(8), 1393-1406. <https://doi.org/10.1080/09654313.2016.1156058>.
- Caragliu, A., de Dominicis, L., & de Groot, H. L. (2016). Both Marshall and Jacobs were right! *Economic Geography*, 92(1), 87-111. <https://doi.org/10.1080/00130095.2015.1094371>.
- Colombelli, A. (2016). The impact of local knowledge bases on the creation of innovative start-ups in Italy. *Small Business Economics*, 47(2), 383-396. <https://doi.org/10.1007/s11187-016-9722-0>.
- Content, J., Frenken, K., y Jordaan, J. A. (2019). Does related variety foster regional entrepreneurship? Evidence from European regions, *Regional Studies*, 53:11, 1531- 1543. <https://doi.org/10.1080/00343404.2019.1595565>.
- Content, J., y Frenken, K. (2016). Related variety and economic development: a literature review. *European Planning Studies*, 24(12), 2097-2112. <https://doi.org/10.1080/09654313.2016.1246517>.

- D'Adda, D., Guzzini, E., Iacobucci, D., y Palloni, R. (2019). Is Smart Specialisation Strategy coherent with regional innovative capabilities? *Regional Studies*, 53(7), 1004-1016. <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1523542>.
- De Groot, H. L., Poot, J., & Smit, M. J. (2016). Which agglomeration externalities matter most and why? *Journal of Economic Surveys*, 30(4), 756-782. <https://doi.org/10.1111/joes.12112>.
- Dzemydaitė, G. (2021). The Impact of Economic Specialization on Regional Economic Development in the European Union: Insights for Formation of Smart Specialization Strategy. *Economies*, 9(2), 76. <https://doi.org/10.3390/economies9020076>.
- Ejdemo, T., y Örtqvist, D. (2020). Related variety as a driver of regional innovation and entrepreneurship: A moderated and mediated model with non-linear effects. *Research Policy*, 49(7), 104073. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104073>.
- Elhorst, J. P. (2010). Applied spatial econometrics: raising the bar. *Spatial economic analysis*, 5(1), 9-28. <https://doi.org/10.1080/17421770903541772>.
- European Commission (2022). Smart Specialisation Platform Disponible en línea: <https://s3platform.jrc.ec.europa.eu/>. Consultado el 11/04/2022.
- Ferreira, J. J., Farinha, L., Rutten, R., y Asheim, B. (2021). Smart Specialisation and learning regions as a competitive strategy for less developed regions. *Regional Studies*, 55(3), 373-376. <https://doi.org/10.1080/00343404.2021.1891216>.
- Firgo, M., y Mayerhofer, P. (2018). (Un) related variety and employment growth at the sub-regional level. *Papers in Regional Science*, 97(3), 519-547. <https://doi.org/10.1111/pirs.12276>.
- Foray, D. (2014). *Smart Specialisation: Opportunities and challenges for regional innovation policy*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315773063>.
- Frangenheim, A., Trippel, M., y Chlebna, C. (2020). Beyond the single path view: Interpath dynamics in regional contexts. *Economic geography*, 96(1), 31-51. <https://doi.org/10.1080/00130095.2019.1685378>.
- Frenken, K., Van Oort, F., y Verburg, T. (2007). Related variety, unrelated variety and regional economic growth. *Regional studies*, 41(5), 685-697. <https://doi.org/10.1080/00343400601120296>.
- Galindo Pérez, M. C., Pérez Campuzano, E., & Suárez Lastra, M. (2020). Movilidad intrarregional en la región Centro de México, 2000-2015. *Investigaciones geográficas*, (102). <https://doi.org/10.14350/rig.60093>.
- Gianelle, C., Kyriakou, D., McCann, P., y Morgan, K. (2020). Smart Specialisation on the move: reflections on six years of implementation and prospects for the future. *Regional Studies*, 54:10, 1323-1327. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1817364>.
- Gonzalez, A. V., Mack, E. A., y Flores, M. (2017). Industrial complexes in Mexico: implications for regional industrial policy based on related variety and smart specialization. *Regional Studies*, 51(4), 537-547. <https://doi.org/10.1080/00343404.2015.1114174>.
- Grillitsch, M., Asheim, B., y Trippel, M. (2018). Unrelated knowledge combinations: The unexplored potential for regional industrial path development. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 11(2), 257-274. <https://doi.org/10.1093/cjres/rsy012>.
- Grillitsch, M., y Asheim, B. (2018). Place-based innovation policy for industrial diversification in regions. *European Planning Studies*, 26(8), 1638-1662. <https://doi.org/10.1080/09654313.2018.1484892>.
- Guo, Q., He, C., y Li, D. (2016). Entrepreneurship in China: The role of localisation and urbanization economies. *Urban Studies*, 53(12) 2584-2606. <https://doi.org/10.1177/0042098015595598>.
- Halleck-Vega, S., y Elhorst, J. P. (2015). The SLX model. *Journal of Regional Science*, 55(3), 339-363. <https://doi.org/10.1111/jors.12188>.

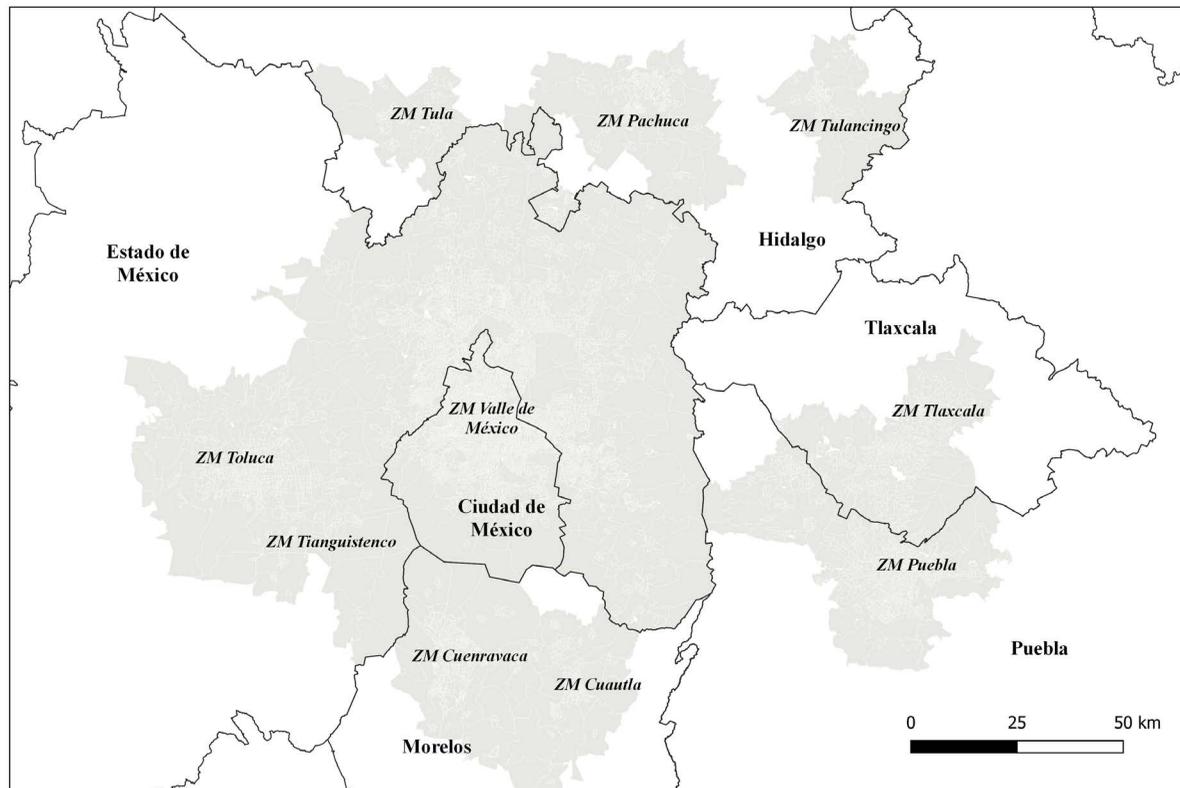
- Hassink, R., y Gong, H. (2019). Six critical questions about smart specialization. *European Planning Studies*, 27(10), 2049-2065. <https://doi.org/10.1080/09654313.2019.1650898>.
- Henderson, J. V. (2007). Understanding knowledge spillovers. *Regional Science and Urban Economics*, 37(4), 497-508. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2006.11.010>.
- Hidalgo, C. A., Klinger, B., Barabási, A. L., y Hausmann, R. (2007). The product space conditions the development of nations. *Science*, 317(5837), 482-487. <https://doi.org/10.1126/science.1144581>.
- Hirsch, J., y Rosas Rodríguez, B. (2018). Especialización inteligente: un diagnóstico sobre la especialización y diversificación en México. *Revista de economía*, 35(90), 51-85. <https://doi.org/10.33937/reveco.2018.91>.
- Iacobucci, D., y Guzzini, E. (2016). Relatedness and connectivity in technological domains: Missing links in S3 design and implementation. *European Planning Studies*, 24(8), 1511-1526. <https://doi.org/10.1080/09654313.2016.1170108>.
- INEGI (2010). Censo de Población 2010. Principales resultados por AGEB y manzana urbana. Disponible en <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/>. Consultado el 06/10/2021.
- INEGI (2018). Sistema de Clasificación de América del Norte (SCIAN 2018). Disponible en <https://www.inegi.org.mx/app/scian/>. Consultado el 06/25/2021.
- INEGI (2019). Sistema Automatizado de Información Censal (SAIC) de los Censos Económicos. Disponible en <https://www.inegi.org.mx/app/saic/v2/>. Consultado el 06/30/2021.
- INEGI (2020). Directorio Estadístico de Unidades Económicas (DENUÉ). Disponible en <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denué/default.aspx>. Consultado el 06/27/2021.
- INEGI (2021). Repositorio para descarga del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Disponible en: <https://www.inegi.org.mx/app/descarga/default.html>. Consultado el 06/30/2021.
- Kasmi, F. (2021). Milieu-Innovative Milieu: The Strength of Proximity Ties. En Uzundis, D., Kasmi, F., y Adatto, L. (eds.), *Innovation Economics, Engineering and Management Handbook 2: Special Themes*, 195-200. <https://doi.org/10.1002/9781119832522.ch23>.
- Kelejian, H. H., y Prucha, I. R. (2010). Specification and estimation of spatial autoregressive models with autoregressive and heteroskedastic disturbances. *Journal of econometrics*, 157(1), 53-67. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2009.10.025>.
- Klepper, Steven. "Spinoffs: A review and synthesis." *European Management Review* 6.3 (2009): 159-171. <https://doi.org/10.1057/emr.2009.18>.
- Kuusk, K., y Martynovich, M. (2021). Dynamic Nature of Relatedness, or What Kind of Related Variety for Long-Term Regional Growth. *Tijdschrift voor economische en sociale geografie*, 112(1), 81-96. <https://doi.org/10.1111/tesg.12427>.
- Martin, R. (2010). Roepke lecture in economic geography – Rethinking regional pathdependence: beyond lock-in to evolution. *Economic geography*, 86(1), 1-27. <https://doi.org/10.1111/j.1944-8287.2009.01056.x>.
- McCann, P., y Ortega-Argilés, R. (2013). Transforming European regional policy: a results-driven agenda and smart specialization. *Oxford Review of Economic Policy*, 29(2), 405-431. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grt021>.
- Migueluez, E., & Moreno, R. (2018). Relatedness, external linkages and regional innovation in Europe. *Regional studies*, 52(5), 688-701. <https://doi.org/10.1080/00343404.2017.1360478>.
- Moreno-Brid, J. C. (2013). Industrial Policy: A Missing Link in Mexico's Quest for Export-led Growth. *Latin American Policy*, 4(2), 216-237. <https://doi.org/10.1111/lamp.12015>.
- Neffke, F., Henning, M., Boschma, R., Lundquist, K. J., y Olander, L. O. (2011). The dynamics of agglomeration externalities along the life cycle of in-

- dustries. *Regional studies*, 45(1), 49-65. <https://doi.org/10.1111/j.1944-8287.2011.01121.x>.
- OCDE (2009), *OECD Reviews of Innovation Policy: Mexico 2009*, OECD Reviews of Innovation Policy, OECD Publishing, París. <https://doi.org/10.1787/9789264075993-en>.
- Van Oort, F., de Geus, S., y& Dogaru, T. (2015). Related variety and regional economic growth in a cross-section of European urban regions. *European Planning Studies*, 23(6), 1110-1127. <https://doi.org/10.1080/09654313.2014.905003>.
- Ye, X., y Rogerson, P. (2021). The Impacts of the Modifiable Areal Unit Problem (MAUP) on Omission Error. *Geographical Analysis*. <https://doi.org/10.1111/gean.12269>.
- Yeung, H. W. C. (2021). Regional worlds: from related variety in regional diversification to strategic coupling in global production networks. *Regional Studies*, 55(6), 989-1010. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1857719>.

Figura 1.

La Megalópolis del Valle de México

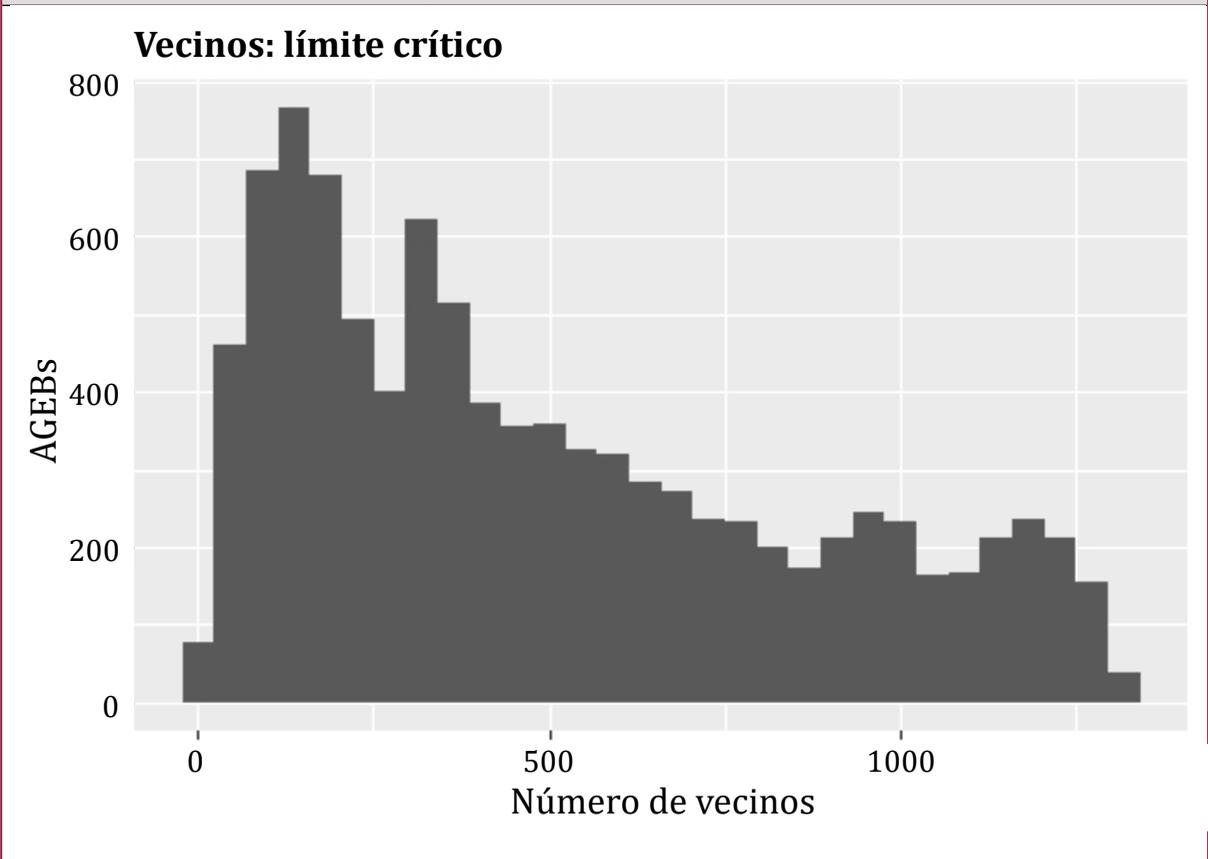
La Megalópolis del Valle de México



Fuente: elaboración propia con datos de INEGI (2021).

Figura 2.

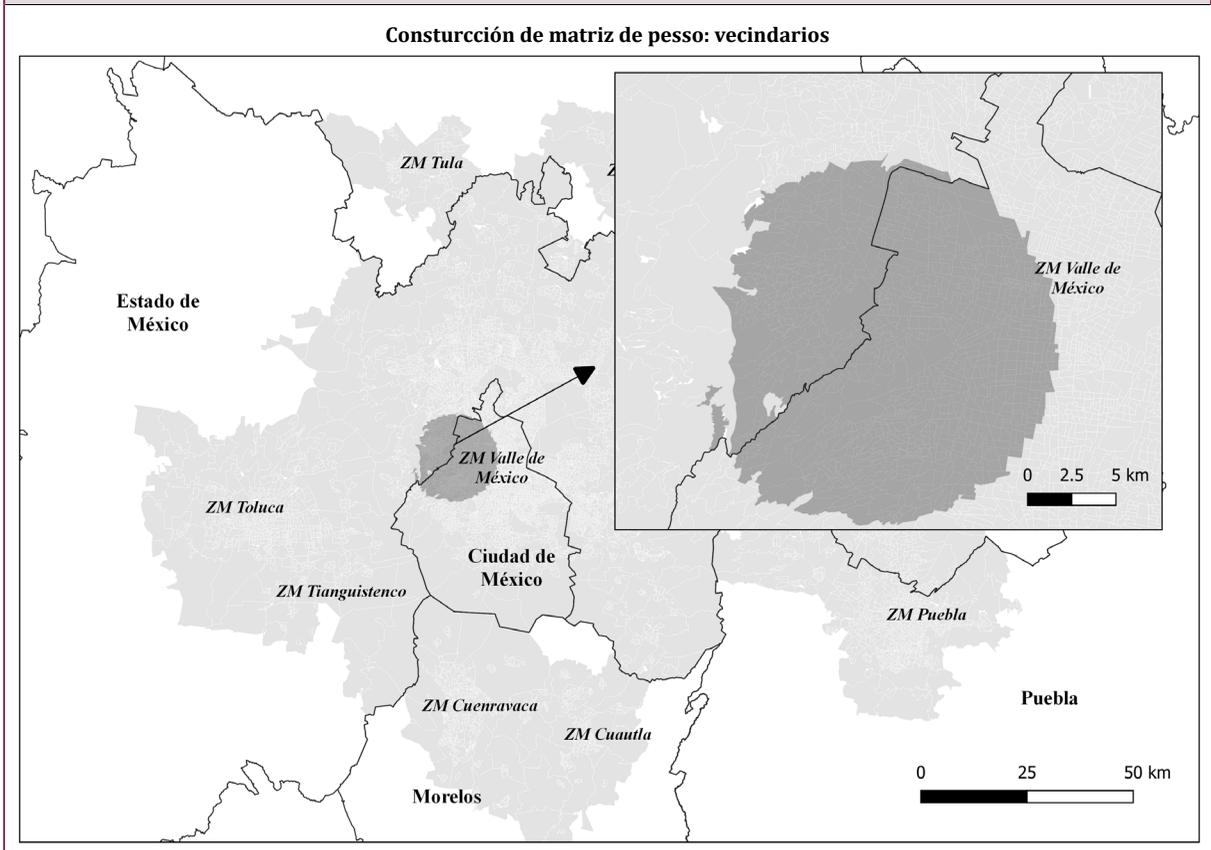
Número de vecinos por AGEB



Fuente: elaboración propia.

Figura 3.

Vecindarios construidos bajo el criterio del límite crítico



Fuente: elaboración propia.

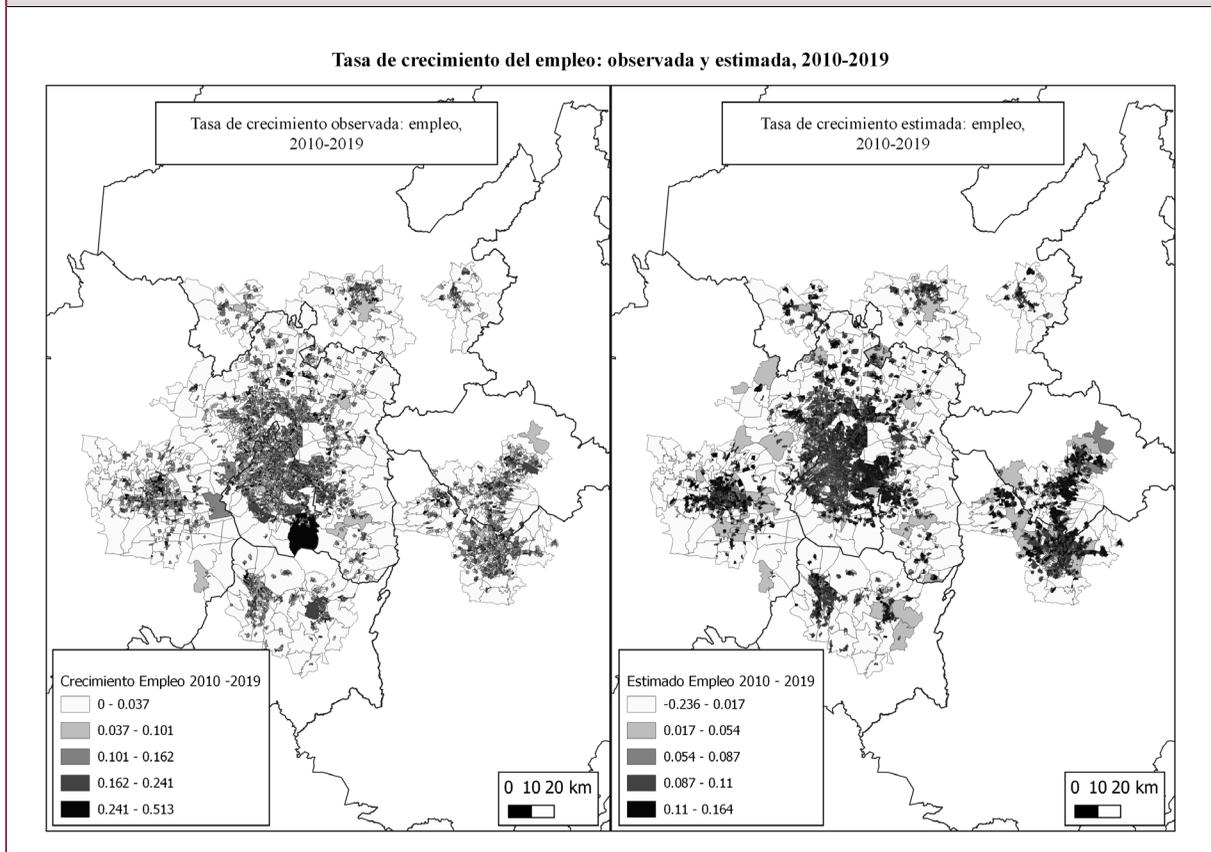
Figura 4.

Tasa de crecimiento del empleo: valores observados y estimados, 2010 – 2019

p. 67

p. 68

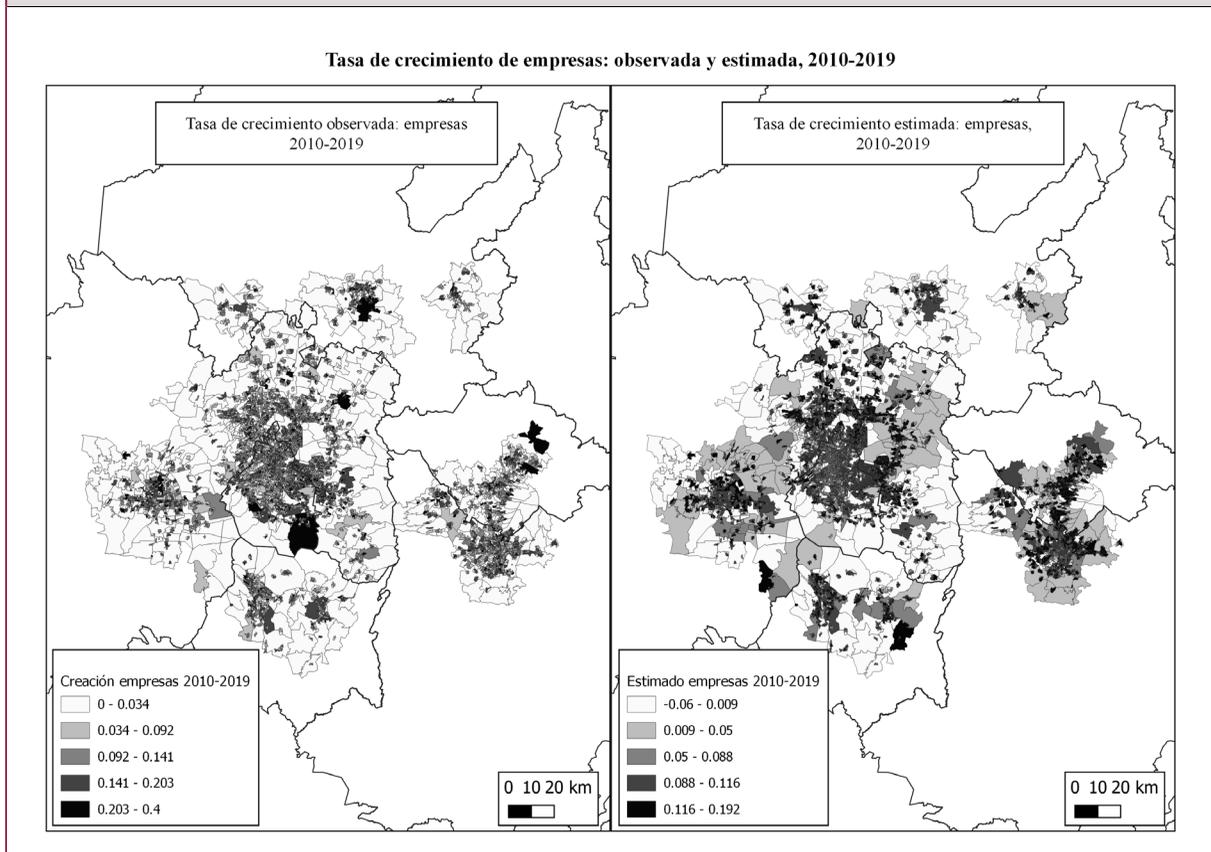
p. 69



Fuente: elaboración propia.

Figura 5.

Tasa de creación de empresas: valores observados y estimados, 2010-2019



Fuente: elaboración propia.

Cuadro 1.

Resultados de los modelos: Mínimos Cuadrados Ordinarios(MCO)

Modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)								
<i>Variable</i>	Empleo				Empresas			
	2010-2014		2010-2019		2010-2014		2010-2019	
Intercepto	0.0139	***	-0.0011		0.0028		0.0055	*
UV	0.1568	***	0.0728	***	0.14	***	0.0861	***
RV	0.0196		0.063	***	-0.0147		0.0569	***
LQ	-0.0054	***	-0.0045	***	-0.0048	***	-0.0056	***
DENS	-0.0034	***	0.001		-0.0013		0.0008	
TAM	-0.0219	***	-0.0003		0.0026		-0.0052	***
EDUPB	-0.1273	***	-0.1159	***	-0.1597	***	-0.1208	***
GEDU	0.0312	***	0.0226	***	0.0328	***	0.0207	***
R ₂ -Aj.	0.2015		0.2527		0.2401		0.3103	
AIC	-17766.07		-23667.96		-21482.87		-26510.99	
<i>Pruebas LM:</i>								
LM error	264.57	***	172.07	***	720.22	***	382.35	***
LM lag	115.04	***	120.6	***	299.34	***	190.84	***
RLM error	155.55	***	59.81	***	426.35	***	196.39	***
RLM lag	6.02	*	8.3349	**	5.4704	*	4.8828	*
SARMA	270.59	***	180.41	***	725.69	***	387.24	***
Significancia: *** 0.001; ** 0.01; * 0.05								

Cuadro 2.

Resultados de los modelos Durbin Espaciales

Modelos Durbin espaciales: interacción endógena (*lag*) y del término de error (*error*)

Variable	Empleo				Empresas			
	2010-2014		2010-2019		2010-2014		2010-2019	
Durbin espacial: interacción endógena y en variables independientes:								
Intercepto	-0.0258		-0.0257	*	-0.0299	**	-0.0224	
UV	0.1574	***	0.0712	***	0.084	***	0.1371	***
RV	0.0256	*	0.0584	***	0.0555	***	-0.0059	
LQ	-0.0063	***	-0.0049	***	-0.0064	***	-0.0061	***
DENS	-0.0016	***	0.0038	***	0.0039	***	0.0027	***
TAM	-0.0204	***	0.0018		-0.003	***	0.0052	***
EDUPB	-0.0939	***	-0.0748	***	-0.0734	***	-0.1004	***
GEDU	0.0201	***	0.0086	*	0.0047		0.0121	***
<i>Variables espacialmente rezagadas:</i>								
UV	-0.0937		-0.03		-0.0253		-0.0329	
RV	-0.0425		0.0265		-0.0099		-0.0717	
LQ	0.0169	**	0.0033		0.0055	*	0.0105	***
DENS	0.0017		-0.0083	***	-0.0076	***	-0.0021	
TAM	0.0026		-0.0155		-0.0145	*	-0.0174	*
EDUPB	0.02		-0.0333		-0.029		0.0357	
GEDU	0.008		0.0379	**	0.0395	***	0.0084	
Rho	0.55995	***	0.44789	***	0.53357	***	0.67777	***
<i>Pruebas:</i>								
Wald	175.12	***	86.845	***	152.27	***	383.26	***
prueba LM	13.652	**	14.3	***	7.0467	***	17.202	***
AIC	-17710.2		-23846.54		-26538.85		-21619.4	

Cuadro 2.								
Resultados de los modelos Durbin Espaciales								
Modelos Durbin espaciales: interacción endógena (<i>lag</i>) y del término de error (<i>error</i>)								
Variable	Empleo				Empresas			
	2010-2014		2010-2019		2010-2014		2010-2019	
<i>Durbin espacial: interacción en los términos de error y en variables independientes:</i>								
Intercepto	-0.0367		-0.0293		-0.0298		-0.0294	
UV	0.1575	***	0.0712	***	0.084	***	0.138	***
RV	0.027	*	0.0581	***	0.0555	***	-0.0051	
LQ	-0.0063	***	-0.0049	***	-0.0063	***	-0.0062	***
DENS	-0.0016		0.0039	***	0.004	***	0.0027	**
TAM	-0.0203	***	0.0017		-0.003	***	0.0053	***
EDUPB	-0.09	***	-0.0707	***	-0.0681	***	-0.0924	***
GEDU	0.02	***	0.0081	*	0.0043		0.0112	**
<i>Variables espacialmente rezagadas:</i>								
UV	-0.0493		0.0275		0.0308		0.1073	
RV	-0.038		0.0467		0.0294		-0.1829	*
LQ	0.0232	*	0.0028		0.0043		0.0153	*
DENS	0.002		-0.01	***	-0.0089	***	-0.0005	
TAM	-0.0106		-0.0196		-0.024	*	-0.0271	*
EDUPB	-0.0782		-0.1118	***	-0.1246	***	-0.0901	
GEDU	0.0355		0.0585	***	0.0607	***	0.0342	
Lamda	0.57889	***	0.46445	***	0.55081	***	0.69802	***
<i>Pruebas:</i>								
Wald	194.95	***	94.214	***	163.19	***	430.83	***
AIC	-17719.25		-23593.09		-26540.49		-21635.6	
Significancia: *** 0.001; ** 0.01; * 0.05								