

## Aglomeración y coaglomeración de las empresas de base tecnológica en el espacio intrametropolitano de Toluca, 2010-2020

### Agglomeration and coagglomeration of tech-based firms in Toluca's intrametropolitan space, 2010 - 2020

JOSÉ ANTONIO CABRERA PEREYRA  
<https://orcid.org/0000-0001-5712-1055>  
El Colegio Mexiquense, A.C.  
Zinacantepec, México  
jcabrera@cmq.edu.mx

JOSÉ ANTONIO ÁLVAREZ LOBATO  
<https://orcid.org/0000-0002-3137-0923>  
El Colegio Mexiquense, A.C.  
Zinacantepec, México  
jalvar@cmq.edu.mx

CARLOS GARROCHO  
<https://orcid.org/0000-0001-9181-3151>  
El Colegio Mexiquense, A.C.  
Zinacantepec, México  
cfgarrocho@gmail.com

**Resumen:** En este estudio se develan, localizan y delimitan aglomeraciones y coaglomeraciones de empresas de base tecnológica (EBT) en la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT), para 2010 y 2020. Se utilizan las funciones espaciales  $M$  y  $m$ , métodos multiescalares de análisis de patrones de puntos que apenas se aplican en el mundo y no se han utilizado en México. Estas funciones operan en espacios continuos y evitan el grave problema de la unidad espacial modificable, que afecta a numerosos análisis geoeconómicos. En la ZMT la industria del transporte es el eje articulador de procesos de aglomeración y coaglomeración de EBT. Por último, se perfilan líneas de política y una agenda estratégica de investigación.

**Palabras clave:** aglomeración, coaglomeración, empresas de base tecnológica, funciones  $M$ ,  $m$ , métodos multiescalares, análisis de patrones de puntos, geografía económica.

**Abstract:** This paper reveals, locates, and delimits agglomerations and co-agglomerations of technology-based industries (EBT) in the Metropolitan Area of Toluca (ZMT) for 2010 and 2020. The method uses spatial functions  $M$  and  $m$ , which are multiscale point pattern analysis techniques that are beginning to be applied globally and do not have antecedents in Mexico. These functions operate in continuous spaces and avoid the severe problem of modifiable spatial unit, which affects numerous geo-economic analyses. In the ZMT, the transport industry is the articulating axis of EBT's agglomeration and co-agglomeration processes. Finally, we outline key policy options and a strategic research agenda.

**Keywords:** agglomeration, co-agglomeration, technological base industries, functions  $M$ ,  $m$ , multi-scale methods, point pattern analysis, economic geography.

## Introducción

La localización de empresas ha sido un tema recurrente en la geografía económica (Duranton y Puga, 2004; Combes y Gobillon, 2015; Van Meeteren et al., 2016; Faggio et al., 2020). En el caso de las empresas de base tecnológica (EBT), la evidencia sugiere que su concentración genera beneficios tanto de productividad como pecuniarios; sin embargo, éstos son heterogéneos y multiescalares, particularmente a escalas intrametropolitanas (Kerr y Kominers, 2015; Buzard et al., 2020; Kerr y Robert-Nicoud, 2020; Du y Vanino, 2021). Pocos estudios han abordado el análisis de las EBT a escalas intrametropolitanas (Arauzo-Carod, 2021), a pesar de que la evidencia apunta a efectos positivos dados sus encadenamientos con otras actividades del entorno urbano y regional (Andersson et al., 2019; Barthelemy, 2020; Rickard, 2020).

El presente artículo aborda dos aspectos clave, pero poco abordados en la literatura sobre la concentración y localización de las EBT: sus patrones de aglomeración y coaglomeración intrametropolitanos en áreas urbanas en economías emergentes (Duranton, 2015; Rosenthal y Strange, 2020). Las contribuciones de este análisis son dos. La primera es metodológica, ya que se aplican técnicas de análisis de puntos (*point pattern analysis*) poco utilizadas, pero que permiten captar los fenómenos de la aglomeración y coaglomeración de EBT a distintos radios de distancia (Duranton y Overman, 2005; Marcon y Puech, 2017; Lang et al., 2020; Arbia et al., 2021). Y la segunda es la aplicación de este análisis a la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT), donde tanto la presencia de EBT como su valor por trabajador generado han aumentado en los últimos años (Rendón y Godínez, 2016; INEGI, 2009; 2019).

El texto se organiza de la siguiente manera. Primero, se presenta una revisión de la literatura, donde se definen conceptos clave y se discute la bibliografía reciente sobre aglomeración, coaglomeración y EBT. Segundo, se expone la metodología: se explican las funciones y dos métodos de análisis de puntos utilizados en este artículo (Marcon y Puech, 2017; Lang et al., 2020). Se describen también las fuentes de datos y el área de estudio. Tercero, se presentan los resultados del análisis, tanto para aglomeración como para coaglomeración de EBT. Finalmente, se sintetizan las conclusiones, se identifican las aportaciones del trabajo, y se perfila una agenda de política público-privada.

## 1. Revisión de la literatura

### 1.1. Definición de conceptos

#### *Aglomeración y coaglomeración*

Tanto Dirzu (2012) como Behrens (2016) distinguen a la aglomeración y a coaglomeración como la concentración de empresas de un mismo sector y de distintos sectores, respec-

**Cuadro 1**Aglomeración, *cluster* y red territorial

<b><i>Aglomeración y coaglomeración</i></b>	<b><i>Cluster</i></b>	<b><i>Red territorial</i></b>
Concentración geográfica de empresas de industrias similares o distintas.	Concentración geográfica de empresas de industrias similares o distintas, cuerpos de gobierno, instituciones educativas, proveedores especializados, proveedores de servicio, etc.	Concentración geográfica de empresas, bancos, instituciones de educación superior y de investigación, cámaras de comercio, asociaciones de productores, gobierno local, etc.
Economías de escala y alcance.	Externalidades positivas.	Beneficios para todos los participantes.
Interrelaciones entre empresas de industrias similares o distintas.	Desarrollo de sinergias.	Relaciones sociales y de confianza.
Propósito: eficiencia colectiva.	Propósito: innovación.	Propósito: mejorar la eficiencia de las interacciones espaciales.

*Fuente:* Dirzu, 2012.

tivamente (véase también Rosenthal y Strange, 2001; 2020). Desde la perspectiva de los microfundamentos de la aglomeración (y coaglomeración), esta concentración responde a que las empresas se localizan próximas entre sí debido a beneficios económicos crecientes y localizados (Cuadro 1): las colaboraciones (*e.g.*, cadenas cliente-proveedor) y la diseminación de conocimiento (*e.g.*, trabajo calificado compartido, patentes), entre otros factores, incentivan a las empresas a concentrarse en áreas específicas del entorno metropolitano (Duranton y Puga, 2004; 2020; Andersson et al., 2019; Cottineau y Arcaute, 2020; Davis y Dingel, 2019; 2020; Rickard, 2020; Wu et al., 2020).

Si bien se pensaba que la aglomeración y la coaglomeración eran dos fenómenos urbanos distintos (Glaeser et al., 1992), actualmente se reconoce que ambos coexisten; es decir, los espacios especializados en una actividad particular (aglomeración) y diversificados (coaglomeración) se traslapan a través del espacio intrametropolitano<sup>1</sup> (De Groot et al., 2016; Proost y Thisse, 2019; Faggio et al., 2020). Por otra parte, los beneficios percibidos de las empresas por aglomeración y coaglomeración son decrecientes en función de la distancia: existen derrames<sup>2</sup> positivos que se van atenuando a mayor distancia de

<sup>1</sup> Esto, bajo la premisa de que la coaglomeración de empresas implica economías de diversificación (beneficios por variedad de empresas concentradas), mientras que las aglomeraciones, economías de especialización (beneficios por empresas de un mismo tipo) (Proost y Thisse, 2019).

<sup>2</sup> Los derrames son mecanismos que hacen que las ganancias de una empresa estén en función de las decisiones de localización de otras (*e.g.*, compartir mercado laboral, transferencia tecnológica como patentes, o cadenas de suministro, por nombrar algunos) (Henderson 2007; Ellison et al., 2010; Proost y Thisse, 2019).

las áreas intrametropolitanas que exhiben aglomeración y coaglomeración de empresas (Rosenthal y Strange, 2020; Juhász et al., 2021).

### *Economías derivadas de la aglomeración y coaglomeración*

Se denominan economías de aglomeración (y de coaglomeración) a los beneficios, tanto de productividad como pecuniarios, derivados de la concentración de empresas de un mismo sector o de distintos sectores (Duranton y Puga, 2004). Existen cuatro posibles fuentes de estos beneficios: *i*) un mercado laboral compartido en el que las habilidades demandadas por las empresas se ajustan a las provistas por los trabajadores (Zheng y Tan, 2020); *ii*) la difusión de conocimiento (*e.g.*, innovaciones y patentes, interacción “cara a cara” que incentiva intercambio de información tácitas<sup>3</sup> o “*know how*”) (Gertler, 2003; Grove 2019a; 2019b; Tuitjer y Küpper, 2020); *iii*) la reducción de costos, como los de suministro u operativos (Perry et al., 2020); y *iv*) los incentivos por competencia y colaboración, que estimulan la complementariedad e innovación (Meijers y Burger, 2017).

Estos beneficios son heterogéneos y de carácter contextual, es decir, localizados y por tipo de actividad (Faggio et al., 2020). Por ejemplo, si los costos de transporte son importantes, una empresa tenderá a localizarse cerca de sus proveedores y clientes; en cambio, si requiere habilidades y conocimientos específicos, es probable que se localice cerca de otras empresas que también hacen uso de este conocimiento específico (Ellison et al., 2010; Cissé et al., 2020). Partiendo de esta premisa, existen empresas cuya localización depende también de otros factores intangibles, como los lazos de confianza entre colaboradores, la disponibilidad de conocimiento muy específico o tácito, y el acceso a información no codificable (o no fácilmente estandarizada) (Malmberg y Maskell, 2006; Maskell y Malmberg, 2007; Seo y Sonn, 2019).

### *¿Qué es una empresa de base tecnológica (EBT)?*

No existe una sola definición de qué es una empresa de base tecnológica (EBT), sino clasificaciones generales (*e.g.*, el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte, SCIAN –INEGI, 2018–, o la clasificación de la Organización para la Cooperación y Desarrollo Económicos –OCDE, 2011–) (para una revisión del concepto, véase Aydalot y Keeble, 2018). De manera general, una EBT se distingue por al menos uno de los siguientes factores: *i*) el uso del conocimiento aplicado o *know how* (Malecki, 1999); *ii*) la elaboración de productos novedosos o mejoras productivas (Fritsch y Meschede, 2001); y *iii*) el empleo de trabajo calificado (Asheim et al., 2011).

La definición de las EBT más utilizada es la clasificación de la OCDE (2011), que distingue a sectores de alta y media alta tecnología (Hatzichronoglou, 1997; Shearmur et al.,

<sup>3</sup> Conocimiento contextual ligado a la experiencia y habilidades específicas (Gertler, 2003).

**Cuadro 2**

Sectores donde operan las empresas de base tecnológica (EBT)

<b>Sector</b>	<b>Clave SCIAN</b>
<i>Tecnología alta</i>	
Industria aeroespacial	3364
Industria farmacéutica	3254
Fabricación de equipo electrónico y de cómputo	3341, 3344
Fabricación de equipo de radio, televisión y telecomunicaciones	3342, 3343, 3346
Fabricación de equipo e instrumentos médicos	3345, 3391
<i>Tecnología media-alta</i>	
Fabricación de equipo eléctrico	3351, 3352, 3353, 3359
Industria del transporte (sin aeroespacial)	3361, 3362, 3363, 3365, 3366, 3369
Industria química (sin farmacéutica)	3251, 3252, 3253, 3255, 3256, 3259
Fabricación de maquinaria y equipo	3331, 3332, 3333, 3334, 3335, 3336, 3339
<i>Servicios de alto contenido de conocimiento</i>	
Servicios científicos	5417
Publicación de <i>software</i>	5112

*Fuentes:* OCDE, 2011; Galindo-Rueda y Verger, 2016; Shearmur et al., 2015.

2015; Galindo-Rueda y Verger, 2016; Buzard et al., 2020; Kerr y Robert-Nicoud, 2020). En el presente estudio se retoma la clasificación propuesta por la OCDE (Cuadro 2), y se define a las EBT como empresas que operan en sectores que incorporan el conocimiento técnico-científico aplicado a la mejora de procesos y de productos (Carlino y Kerr, 2015). Otras clasificaciones parten de esta misma clasificación, ampliando su cobertura; por ejemplo, en función del uso de infraestructura digital (Barefoot et al., 2018), y dado el ciclo de vida de la tecnología (*e.g.*, tecnologías “emergentes” y “maduras”; véase Potter y Watts, 2011; Rotolo et al., 2015).

## 1.2. Las EBT y su importancia para la economía urbana

Uno de los factores clave para entender la importancia de las EBT para la economía urbana es su énfasis en el uso del conocimiento e información compartidos: las EBT prosperan en entornos favorables al intercambio y diseminación de esta información y conocimiento, tanto en centros urbanos con alta densidad de actividad económica, como en áreas periféricas con especialidades en actividades afines o complementarias (Frenkel 2012; Villarreal et al., 2016a; 2016b; Buzard et al., 2020). Las EBT obtienen un mayor beneficio

de las oportunidades de aprendizaje en espacios donde la probabilidad de interacción es mayor, así como la propensión a interacciones dirigidas a incentivar la productividad<sup>4</sup> (Davis y Dingel, 2019; 2020; véase también Rodríguez-Pose y Fijtar, 2017).

Tanto la localización de las EBT (y, por consiguiente, su concentración), como sus encadenamientos locales y regionales, modifican sus interrelaciones y beneficios económicos (Vilchis et al., 2021a; 2021b; Davis y Dingel, 2020). En este sentido, las políticas orientadas a incentivar la aglomeración y coaglomeración de las EBT (y empresas en general) son contextuales: responden a la integración económica observada (Faggio et al., 2020; Du y Vanino, 2021). Tanto Shearmur (2012) como Arauzo-Carod (2021) señalan que un problema en los estudios sobre concentración de las EBT ha sido la falta de desagregación a escalas intrametropolitanas. Otro factor importante es la estructura policéntrica metropolitana, que favorece las oportunidades de colaboración e intercambio de información y conocimiento (Giuliano et al., 2019).

Son pocos los estudios que abordan una perspectiva intrametropolitana (o inclusive intrarregional), lo que dificulta la comparación entre resultados (Niebuhr et al., 2020; Arauzo-Carod, 2021; Lavoratori y Castellani, 2021). Para Buzzard et al., por ejemplo, el uso de unidades administrativas grandes (*e.g.*, región o municipio) es inapropiado debido a los sesgos de sus resultados, ya que la interacción positiva (*e.g.*, derrames por productividad) entre las EBT suele expresarse de 2 a 5 km o menos (2020). Por otra parte, Kerr y Kominers están a favor de métodos de análisis en el espacio continuo (*e.g.*, análisis de patrones de puntos), ya que la aglomeración (y coaglomeración) de EBT exhibe concentraciones localizadas dispersas en el espacio intrametropolitano (2015).

La premisa final del párrafo anterior representa la hipótesis central del análisis, dada la estructura urbana de la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT). El proceso de urbanización de la ZMT se ha dado a partir de la integración funcional (habitacional, comercial e industrial) de los distintos centros suburbanos de los municipios que la componen,<sup>5</sup> siendo, desde mediados del siglo XX, la vocación industrial el principal factor de su crecimiento demográfico (principalmente del oriente de la ZMT, en el corredor industrial Toluca-Lerma) (Castillo, 2005, pp. 65-66). Este último corredor industrial en particular ha registrado incrementos en la participación de las EBT, en comparación con otras áreas industriales del centro del país (Rendón y Godínez, 2016, pp. 138-139).

<sup>4</sup> Esta perspectiva parte de la hipótesis de que el contexto favorece el surgimiento de instituciones, formales e informales, para la colaboración e intercambio de información (Gertler, 2003; Faggio et al., 2020). Sin embargo, como Rodríguez-Pose y Fijtar (2017) sugieren, “nada está en el aire” ya que las colaboraciones siempre son diseñadas en entornos locales para un fin o propósito. Sin embargo, esto tampoco contradice la importancia de un entorno favorable a la interacción productiva.

<sup>5</sup> Los municipios que conforman la ZMT son: Almoloya de Juárez, Almoloya del Río, Atizapán, Calimaya, Capulhuac, Chapultepec, Xalatlaco, Lerma, Metepec, Mexicaltzingo, Ocoyoacac, Otzolotepec, Rayón, San Antonio la Isla, San Mateo Atenco, Temoaya, Tenango del Valle, Texcalyacac, Tianguistenco, Toluca, Xonacatlán y Zinacantepec. Esto incluye la Zona Metropolitana de Tianguistenco, identificada a nivel estatal (Conapo, 2018; SGG EdoMex, 2018; para una revisión histórica de su conformación, véase Castillo, 2005).

Dados los argumentos anteriores, se esperaría que la ZMT, en términos de patrones de localización y concentración, exhiba núcleos (o corredores) definidos, aunque dispersos entre sí, cuyo eje toral o central sea el ya consolidado corredor Toluca-Lerma mencionado por Castillo (2005) y Rendón y Godínez (2016). De acuerdo con la información más reciente, la ZMT concentraba 2.6% de las EBT del país en 2018 (y 2.1% en 2008). El valor agregado censal bruto por trabajador de las EBT de la ZMT ha sido superior al promedio nacional: 69% en 2008 (1.69) y 80% en 2018 (1.80) (INEGI, 2009; 2019). Dado su crecimiento en número de empresas y en valor generado, resulta pertinente analizar los procesos de concentración recientes, y perfilar una agenda que incentive el impacto económico metropolitano de la concentración de las EBT.

### 1.3. Patrones de localización intrametropolitanos de las EBT

Dos estudios previos clave para entender los patrones de localización de las EBT son los de Kerr y Kominers (2015) y Lavoratori y Castellani (2021), que proponen dos posibilidades: por un lado, las EBT exhiben aglomeraciones y coaglomeraciones “desbordadas”, concéntricas a áreas industriales ya consolidadas (*e.g.*, parques industriales o tecnológicos; véase Kerr y Robert-Nicoud, 2020); por otro, aglomeraciones y coaglomeraciones “estrechas”, ligadas a su integración a otras actividades locales (*e.g.*, a lo largo de principales vías de comunicación).<sup>6</sup> Dada la reciente pandemia por COVID-19, se esperaba un “descongestionamiento” de la actividad económica (George et al., 2020, pp. 1757), pero la evidencia ha sido mixta: el uso de nuevas tecnologías ha contribuido a una mayor concentración (e innovación) de actividades (Kerr y Robert-Nicoud, 2020; Breznitz, 2021), aunque sí existe evidencia de correlación entre contagios y concentración (véase, por ejemplo, Ascani et al., 2021).

En función de los argumentos del párrafo previo, la escala adecuada de análisis de la aglomeración y coaglomeración de EBT (e industrias intensivas en uso de capital humano; véase Villarreal et al., 2016b) es dentro del espacio intrametropolitano; y esto debido a que las características del entorno (*e.g.*, del vecindario) influyen considerablemente (Arauzo-Carod, 2021, pp. 1241-1242). Por ejemplo, la aglomeración y coaglomeración atraen mayor número de empresas (son procesos espaciales iterativos; véase Vilchis et al., 2021a; 2021b), de ahí su impacto en el surgimiento de nuevos emprendimientos (*ventures*) ligados a la colaboración entre empresas (Shearmur, 2012; Kerr y Kominers, 2015; Buzard et al., 2020; Niebuhr et al., 2020; Breznitz, 2021).

<sup>6</sup> Tanto Kerr y Kominers (2015), como Lavoratori y Castellani (2021), hablan de geografías “estrechas” y “desbordadas”, refiriéndose a aglomeraciones de tipo corredor distribuidas a lo largo de avenidas (véase también Cruz y Garza, 2014) y a concentraciones que se expanden a partir de su núcleo original, respectivamente.

Los efectos positivos de la aglomeración y coaglomeración, tanto de EBT como de empresas en general, son de corto alcance; para Buzard et al. (2020) no sobrepasan un radio de entre 2 y 5 km, mientras que Lavoratori y Castellani hablan de efectos “contenidos” o delimitados por la proximidad a la concentración de empresas existente (2021). Esto cuadra con argumentos previos (e.g., Kerr y Kominers, 2015) que sugieren áreas de aglomeración y coaglomeración dispersas entre sí por el espacio intrametropolitano. Para Carlino y Kerr (2015), y Seo y Sonn (2019), la explicación subyacente radica en la influencia de la difusión del conocimiento tácito: la concentración de las EBT depende de la interacción cara a cara que los entornos urbanos con alta densidad de actividad económica favorecen (Henderson, 2007; Kasmi, 2021).

## 2. Metodología

### 2.1. Las funciones $M$ y $m$ : antecedentes, justificación y comparación con otros métodos

Las funciones  $M$  y  $m$  son parte de una tipología de métodos multiescalares de análisis de puntos georreferenciados, derivados de la función  $K$  de Ripley (1977). Permiten estimar la concentración y dispersión espacial de puntos en relación a un marco de referencia distinto (Marcon y Puech, 2017). Para las funciones  $M$  y  $m$ , este marco lo representa el total de observaciones disponibles (e.g., empresas). Los estimadores de cada una ( $\hat{M}(r)$  y  $m(r)$ ) expresan concentración o dispersión de un subconjunto de observaciones respecto al total de observaciones disponibles (Lang et al., 2020, p. 248). Los resultados están *anidados*: cada empresa está inserta en diferentes concentraciones a distintos radios de distancia y presenta valores  $\hat{M}(r)$  y  $m(r)$  distintos (Cottineau y Arcaute, 2020; Coll-Martínez et al., 2019).

Las funciones  $M$  y  $m$  cumplen con los requisitos de un buen estimador de concentración espacial: *i)* ser comparable entre sectores; *ii)* controlar las estimaciones en función de la aglomeración de los diversos sectores; *iii)* controlar las valoraciones por la concentración sectorial en conjunto; *iv)* no registrar sesgos respecto a la escala geográfica y la agregación de datos; y *v)* ofrecer información de su significancia estadística (Duranton y Overman, 2005, p. 1079). Las funciones  $M$  y  $m$  ofrecen rigor matemático y estadístico, su enfoque es económico-espacial, detectan estructuras anidadas de concentración (función  $M$ ) y el exceso de concentración respecto al patrón espacial observado (función  $m$ ), permiten ubicar y delimitar aglomeraciones estadísticamente significativas, y son relativamente sencillas de interpretar (Marcon y Puech, 2017).

Los estimadores  $\hat{M}(r)$  y  $\hat{m}(r)$  son equiparables al coeficiente de localización, que estima la concentración de observaciones en un área respecto a otra de la que forma parte (Ellison y Glaeser, 1997). Ambos estimadores calculan, simultáneamente, la concentración de



empresas respecto a distintos radios de distancia. Valores mayores a 1.0 indican aglomeración espacial (Lang et al., 2020, p. 252). Los estimadores  $\hat{M}(r)$  y  $\hat{m}(r)$  lo hacen en el espacio continuo, el coeficiente de localización en espacios discretos. Ésta es quizás una de sus principales ventajas para el análisis de las empresas de base tecnológica, ya que el uso de datos agregados por área no captaría la heterogeneidad en patrones de concentración multiescalares (Openshaw y Taylor, 1979; Kerr y Kominers, 2015; Ye y Rogerson, 2021).

Las ecuaciones [a] y [b] muestran los estimadores de cada función: [a]  $\hat{M}(r)$  y [b]  $\hat{m}(r)$ , respectivamente (Lang et al., 2020). Cada estimador es la razón de dos porcentajes. Los numeradores expresan: *i*) la frecuencia de empresas de interés ( $\hat{M}(r)$ ); y *ii*) la proporción de empresas de interés ( $\hat{m}(r)$ ) en un radio de distancia ( $r$ ) dado. Los denominadores expresan: *i*) para  $\hat{M}(r)$ , el número de interés respecto a otros, en un cierto radio ( $r$ ); y *ii*) para  $\hat{m}(r)$ , la densidad de empresas de interés, en un radio ( $r$ ) dado y respecto al resto de los radios establecidos. En las fórmulas [1] y [2]: *i*)  $x_i$  representa los puntos de referencia (empresas); *ii*)  $x_j$  representa empresas vecinas de cualquier tipo, y  $x_j^c$  empresas vecinas de interés (*e.g.*, mismo sector); *iii*)  $W$  representa el peso total de todas las empresas consideradas, y  $W_c$  el peso total de las empresas de interés totales; y *iv*)  $w(x_i)$  representa el peso de la empresa  $x_i$  (número de empleados) (Marcon y Puech, 2017; Lang et al., 2020).

$$\hat{M}(r) = \frac{\sum_i \frac{(\sum_{j \neq i} 1(\|x_i - x_j^c\| \leq r)w(x_j^c))}{(\sum_{j \neq i} 1(\|x_i - x_j\| \leq r)w(x_j))}}{\sum_i \frac{W_c - w(x_i)}{W - w(x_i)}} \tag{1}$$

$$\hat{m}(r) = \frac{\sum_{x_i \in \mathcal{R}} \frac{\sum_{x_j \neq x_i, x_j \in \mathcal{R}} k(\|x_i - x_j\|, r)w(x_j)}{\sum_{x_j \neq x_i, x_j \in \mathcal{R}} k(\|x_i - x_j\|, r)w(x_j)}}{\sum_{x_i \in \mathcal{R}} \frac{W_{\mathcal{R}} - w(x_i)}{W - w(x_i)}} \tag{2}$$

La función  $M$  mide el exceso de observaciones hasta una cierta distancia, respecto al total de observaciones. Es decir, mide la intensidad de la concentración de empresas por radio. En cambio, la función  $m$  mide la proporción de concentración en ciertas distancias respecto al patrón de concentración en todas las distancias consideradas. O, dicho de otra forma, la densidad de empresas de un tipo por radio (Lang et al., 2020, pp. 247-249). Por ejemplo, si  $\hat{M}(1) = 4$ , existen tres veces más empresas acumuladas hasta 1 km que en toda el área de estudio. Si  $\hat{m}(3) = 2.5$ , la concentración de empresas es 150% mayor en 3 km que en toda el área bajo análisis (Lang et al., 2020).

Los marcos de referencia son muy importantes para entender el proceso de cálculo iterativo de ambas funciones, ya que estiman la frecuencia o densidad de empresas de un sector en relación con otros, a las distancias ( $r$ ) requeridas en el análisis (*e.g.*, 1, 5, 10, 20 km). La concentración es significativa si la frecuencia o densidad de empresas a un radio

( $r$ ) es estadísticamente mayor a la observada en todos los radios considerados (Marcon y Puech, 2017). Veamos un ejemplo de las ventajas de las funciones  $M$  y  $m$ : supongamos una aglomeración significativa en  $r = 5$  km, pero no en  $r = 7$  km. Si se divide el área de estudio en celdas de  $7 \times 7$  km y se estiman coeficientes de localización, los valores podrían indicar nula aglomeración, a pesar de que a 5 km sí existe concentración. La razón: el índice de localización no es multiescalar y no ofrece información sobre su significancia estadística, las funciones  $M$  y  $m$ , sí.

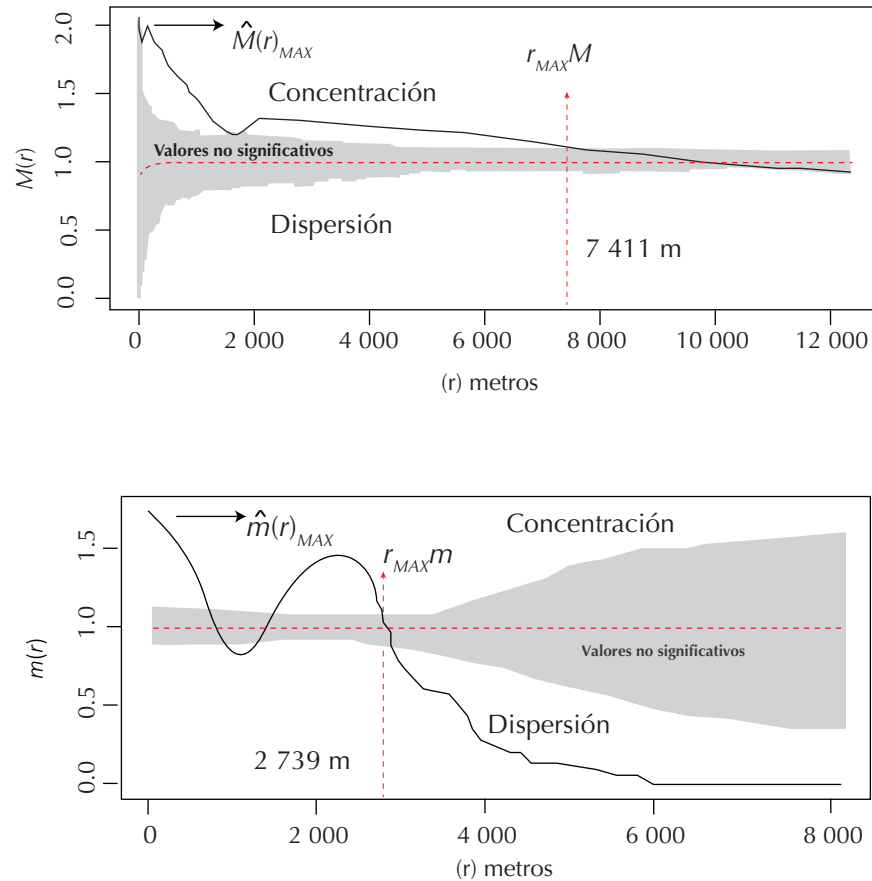
Los resultados de las funciones  $M$  y  $m$  son interpretables tanto por distancia ( $r$ ) como por intensidad y densidad de aglomeración (por industria o tipo de actividad y por empresa). Generan dos tipos de salidas: gráficas que permiten interpretar la significancia de los resultados, y cuadros de resultados para cada radio de distancia considerado (Marcon et al., 2015). Las gráficas exhiben dos elementos clave para interpretarse (Figura 1): un valor máximo  $\hat{M}(r)_{MAX}$  o  $\hat{m}(r)_{MAX}$  y un radio de distancia de valores mayores a 1 y significativos (valores por encima y debajo del área gris de las gráficas de la Figura 1) (Coll-Martínez et al., 2019; Zhang et al., 2021).

La Figura 1 muestra dos ejemplos de cómo leer los resultados de ambas funciones. Se crearon datos georreferenciados aleatorios, intencionalmente aglomerados en dos grupos con una distancia de aproximadamente 2 km entre ambos. Nótese cómo la gráfica de la función  $M$ , arriba, recoge la caída de puntos a partir de la primera concentración, donde se registra el valor máximo  $\hat{M}(r)_{MAX} = 2$ . Es decir, una concentración dos veces mayor de puntos a menos de 500 metros. El segundo pico en la concentración se detecta después de los 2 km. El valor de  $r_{MAX}M$  indica el último radio con valores significativos, o la extensión de la concentración de observaciones es, en este caso, 7.4 km.

Los resultados que arroja la función  $m$  son distintos (véase la gráfica inferior en la Figura 1). El estimador captura el exceso de densidad de observaciones a distancias específicas ( $r$ ). El valor  $\hat{m}(r)_{MAX}$  es de 1.7 a menos de 500 metros: a dicha distancia existen 70% más observaciones del mismo tipo que de otras. La función también capta las dos aglomeraciones, que gráficamente se observan como dos picos en la gráfica de valores  $\hat{m}(r)$ . A diferencia del caso anterior, la función  $m$  muestra dispersión de observaciones más allá de  $r_{MAX}m$ , o 2.7 km. Esto indica que, a partir de dicha distancia, las observaciones del tipo analizado están porcentualmente más dispersas que otras. Si la función  $M$  indicara dispersión, sería entonces válido decir que existe dispersión en las observaciones (Lang et al., 2020).

Son pocos los trabajos empíricos en geografía económica que utilizan las funciones  $M$  y  $m$  (Lang et al., 2020). Probablemente porque son computacionalmente demandantes y requieren datos desagregados y georreferenciados por empresa (Gómez-Antonio y Alañón-Pardo, 2020). Para México cabe destacar los trabajos de Garrocho et al. (2013) y Álvarez-Lobato (2020), que utilizan la función  $K$  (antecedente directo de las funciones  $M$  y  $m$ ) para analizar estructuras de red y construir indicadores de acceso a establecimientos comerciales, respectivamente. Detectamos cuatro trabajos empíricos que aplican las fun-

**Figura 1**  
Ejemplo de resultados de las funciones  $M$  y  $m$



Fuente: Elaboración propia.

ciones  $M$  y  $m$  al análisis de aglomeración de empresas (Moreno-Monroy y García-Cruz, 2016; Coll-Martínez et al., 2019; Rudkin et al., 2020; Zhang et al., 2021).

Las funciones  $M$  y  $m$  permiten captar cuatro elementos relevantes para los resultados de este texto (Marcon et al., 2015; Coll-Martínez et al., 2019; Zhang et al., 2021): *a*) el valor máximo general para cada función ( $\hat{M}(r)_{MAX}$  y  $\hat{m}(r)_{MAX}$ ) ocurre a un solo radio de distancia ( $r$ ) y representa la máxima aglomeración; *b*) el último radio que exhibe valores de concentración significativos ( $r_{MAX}$ ) establece el límite territorial de las aglomeraciones; *c*) el radio de distancia ( $r$ ) significativo que incluye el mayor número de empresas concentradas posibles ( $r_{MAX\text{ Empresas}}$ ) establece el máximo de aglomeraciones por actividad dentro del área de estudio; y *d*) los valores de cada estimador por empresa dentro de  $r_{MAX\text{ Empresas}}$  permiten analizar la composición sectorial de los procesos de concentración de empresas.

En general, los trabajos empíricos consideran radios cortos: distancias no mayores a 3-5 km (Coll-Martínez et al., 2019; Zhang et al., 2021). El término *corto* depende de las dimensiones de área de estudio y de cada sector de actividad analizado. Para la función  $M$  se consideraron 63 rangos de distancia ( $r$ ) hasta 38.5 km, con diferencias de entre 0.96 y hasta 1.9 km entre cada rango. Para la función  $m$  se consideraron 512 rangos de distancia ( $r$ ) de 0.5 km de diferencia y hasta 25.7 km. Esta selección no fue arbitraria, sino en función de las recomendaciones bibliográficas que sugieren considerar: *i*) para la función  $M$ , la mitad del diámetro total del área de análisis, que en este caso son 38.5 km; y *ii*) para la función  $m$ , incrementos del mismo tamaño entre radios, y hasta un tercio del diámetro total del área de análisis (Marcon et al., 2015).

## 2.2. Base de datos y área de estudio

La base de datos incluye las EBT de los sectores identificados en el Cuadro 1. La fuente de información fue el DENU 2010 y 2020 (INEGI, 2010; 2020). Ambos cortes de tiempo reflejan los cambios en la actividad económica capturados por los Censos Económicos 2009 y 2019 (INEGI 2009; 2019). El total de empresas operando en la ZMT en 2010 fue 88 466 empresas y 124 959 en 2020 (INEGI, 2010; 2020). De éstas, 242 y 442 son EBT en 2010 y 2020, respectivamente (Cuadro 3). La base de 2020 permite detectar tendencias en la concentración empresarial previas a la pandemia de COVID-19, lo que representa una línea basal para contrastar los efectos de la pandemia en estudios futuros.

La delimitación del área de estudio corresponde a las zonas metropolitanas de Toluca y de Santiago Tianguistenco (Conapo; 2018; SGG EdoMéx, 2018), que integran 22 municipios.<sup>7</sup> Para abreviar, las llamamos simplemente, Zona Metropolitana de Toluca (ZMT). La decisión de incorporar ambas zonas metropolitanas se debe a la contigüidad de sus municipios y a la continuidad del tejido empresarial entre ambas. La distancia de la ZMT a la Ciudad de México es de 40 km: menos de media hora por autopista.

Se utiliza el paquete *dbmss* de R para analizar los datos (Marcon et al., 2015). Los datos del DENU se clasifican por rangos de empleo (*e.g.*, de 1 a 5 trabajadores), con un último rango abierto (251 trabajadores y más). Para estimar los pesos, consideramos el valor esperado de empleados por empresa en función del personal ocupado total de la ZMT reportado en los Censos Económicos 2009 y 2019 (INEGI, 2009; 2019). Para el rango de 251 y más empresas, se estimó el límite máximo a partir del personal ocupado reportado para toda la ZMT en los censos económicos correspondientes (INEGI, 2009; 2019).

El Cuadro 3 sintetiza la base de datos. Algunos sectores EBT han sido integrados con el objetivo de tener agrupaciones con un número de empresas suficientes para lograr

<sup>7</sup> Véase la nota 6.

**Cuadro 3**

Resumen de la base de datos

<b>Sector EBT</b>	<b>Ramas (SCIAN)</b>	<b>Núm. de empresas</b>		<b>Núm. de trabajadores (estimado)<sup>a</sup></b>		<b>Trabajadores promedio por empresa</b>	
		<b>2010</b>	<b>2020</b>	<b>2010</b>	<b>2020</b>	<b>2010</b>	<b>2020</b>
Industria del transporte	3361, 3362, 3363, 3364, 3366, 3369	51	88	10 840	12 291	213	140
Industria química	3251, 3252, 3253, 3254, 3256, 3259	43	160	5 976	10 172	139	64
Fabricación de equipo e insumos médicos	3391	81	127	1 202	1 139	15	9
Fabricación de maquinaria y equipo	3331, 3332, 3333, 3334, 3335, 3339, 3343, 3344, 3345, 3353, 3360	67	67	2 816	2 840	42	42

<sup>a</sup> Número de trabajadores estimado a partir del valor esperado de número de trabajadores para cada empresa.

*Fuente:* Elaboración propia con datos del DENU (INEGI, 2010; 2020).

estimaciones adecuadas (Lang et al., 2020). Por ejemplo, la industria del transporte incluye las empresas del sector aeroespacial, y la industria química incluye tanto empresas del ramo químico orientadas a productos intermedios de la industria en general, como empresas del ramo farmacéutico. Las empresas de fabricación de equipo eléctrico son pocas en la ZMT, por lo que se han agrupado con las empresas de fabricación de maquinaria y equipo. Cada sector EBT consiste en 43 o más empresas en 2010, y de más de 60 empresas en 2020.

**3. Resultados****3.1. Aglomeración de EBT**

Los principales resultados se presentan en el Cuadro 4. La estimación de las funciones  $M$  y  $m$  se hizo bajo la hipótesis de ubicación aleatoria (Marcon et al., 2015). Las columnas 2 a 4 del Cuadro 4 presentan los resultados generales para la función  $M$ , y las columnas 5 y 6 para la función  $m$ . Los valores  $\hat{M}_{MAX}$  sugieren mayor concentración de EBT (respecto a

**Cuadro 4**Principales resultados: funciones  $M$  y  $m$ 

Sector EBT y año	$\hat{M}_{MAX}$	$\hat{M}_{MAX}^{Dist.}$ (km)	$r_{MAX}^M$ (km)	$\hat{m}_{MAX}$	$r_{MAX}^M$ (km)	$IC_M$
<i>Industria del transporte</i>						
2010	6.69	0.38	3.26	1.65	0.45	20.30
2020	6.76	0.19	23.09	1.95	1.16	24.99
<i>Industria química</i>						
2010	14.82	0.10	15.35	1.93	9.06	23.09
2020	6.35	0.19	18.28	1.98	9.19	40.81
<i>Fabricación de equipo e insumos médicos</i>						
2010	22.71	0.10	0.19	1.51	14.67	1.88
2020	34.29	0.10	0.67	1.87	17.32	9.19
<i>Fabricación de maquinaria y equipo</i>						
2010	1.70	3.84	18.23	1.55	6.76	0.42
2020	4.07	0.10	5.77	2.31	8.54	7.52

Fuente: Estimaciones propias con datos del DENUE (INEGI, 2010; 2020).

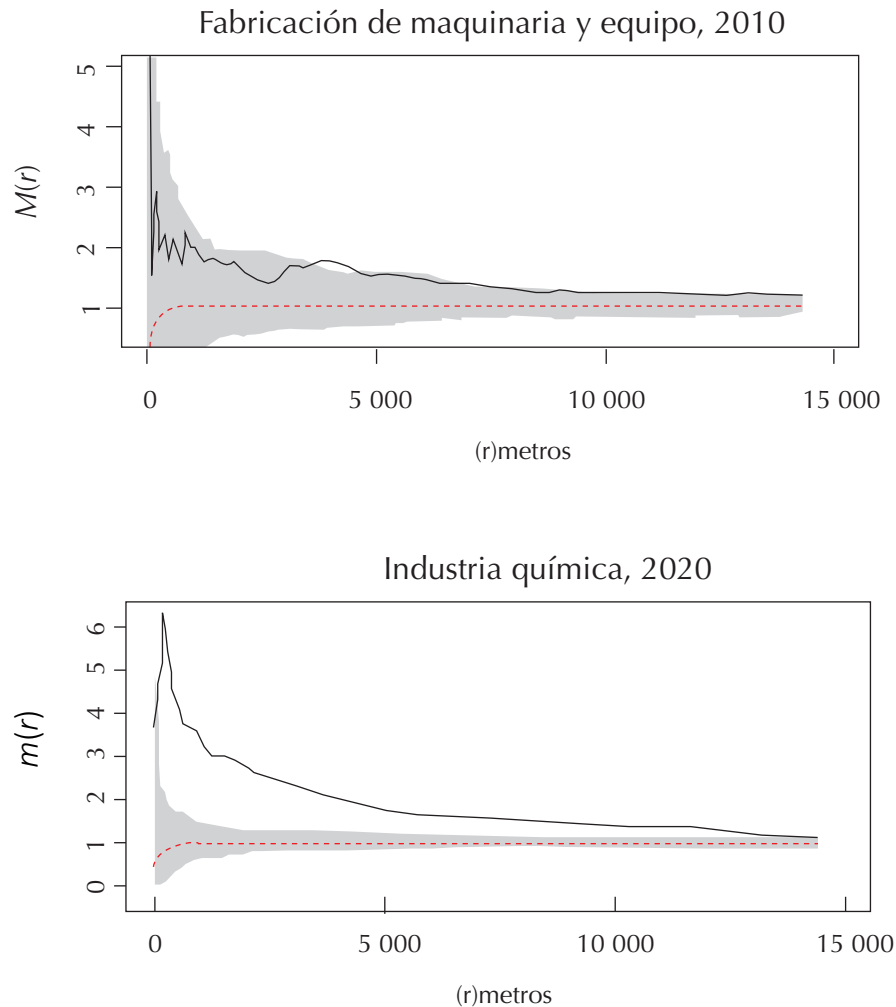
otras actividades de la ZMT) a radios cortos (de 0.1 a 3.84 km). Los valores  $\hat{m}_{MAX}$  sugieren sobrerrepresentación, o que las EBT se localizan en áreas donde su presencia es mayor, en términos porcentuales, a otras actividades económicas.

Por otra parte, los radios de concentración máxima por sector de EBT ( $r_{MAX}^M$  en el Cuadro 4) son más amplios en 2020 que en 2010, lo que se explicaría por el crecimiento de EBT dentro de la ZMT (Cuadro 3). Estos radios exhiben heterogeneidad por sector, lo que no sólo justifica el análisis por sector EBT, sino que se alinea con las sugerencias de la literatura citada, ya que las EBT exhiben diferentes patrones de aglomeración dependiendo del tipo de actividad y de su relación con la actividad económica local en general (e.g., 0.19 km para Fabricación de equipo e insumos médicos en 2010, y 23.09 km en la Industria del transporte en 2020).

La última columna del Cuadro 4 muestra el índice de concentración de los resultados de la función  $M(IC_M)$ , que expresa exceso de valores significativos de  $\hat{M}(r)$  con respecto al límite superior de significancia de la función (véase Álvarez-Lobato, 2020). Este indicador muestra cuántos radios ( $r$ ) exhiben valores significativos: es el área significativa de las gráficas de cada función  $M$  por sector EBT. En la Figura 2 se observan los dos casos extremos de los resultados obtenidos: el valor más pequeño (Fabricación de maquinaria y equipo, 2010) y el más alto (Industria química, 2020). El primer caso es significativo en pocos radios de distancia; mientras que el segundo, al mayor número de radios posibles.

**Figura 2**

Gráficas de la función  $M$ : Fabricación de maquinaria y equipo (2010) e Industria química (2020)



Fuente: Estimaciones propias con datos del DENU (INEGI, 2010; 2020).

Los resultados de  $IC_M$  observados en la Figura 2 sugieren que existen actividades cuya presencia está extendida a lo largo de la ZMT (e.g., la Industria química en 2020), probablemente en varias concentraciones (aglomeraciones) dispersas a lo largo del espacio intrametropolitano. Dicho de otra forma, su concentración se desborda más allá de las concentraciones en las que operan (como sugieren Kerr y Kominers, 2015). En cambio, existen actividades cuya presencia se limita a sus concentraciones (en aglomeraciones estrechas, como proponen Lavoratori y Castellani, 2021). Tal es el caso de la Fabricación de maquinaria y equipo en 2010.

La Figura 3 muestra los resultados de la función  $M$  por empresa para 2010 y 2020, donde se puede apreciar la ubicación y tamaño de empresas con  $\hat{M}(r) > 1$  en el radio de concentración máxima de cada sector EBT ( $r_{MAX} M$ ; véase el Cuadro 4). Los resultados revelan que la aglomeración y la coaglomeración de EBT coexisten en Toluca, como sucede en otras ciudades del mundo (Behrens, 2016). Del total de EBT que exhiben aglomeración en 2010, 32 son de la Industria del transporte, 36 de la Industria química, 29 de Fabricación de maquinaria y equipo, y 40 de Fabricación de insumos médicos. Del total de EBT que exhiben aglomeración en 2020, 70 son de la Industria del transporte, 136 de la Industria química, 28 de Fabricación de maquinaria y equipo, y 61 de Fabricación de insumos médicos.

Se identifican cuatro aglomeraciones principales en 2010, y seis en 2020. Éstas, como se ha señalado, son coaglomeraciones también en sentido estricto, ya que la evidencia apunta a la coexistencia de ambos fenómenos en las EBT de la ZMT. Cada aglomeración se identifica con los números romanos I a VI en la Figura 3. Tanto en 2010 como en 2020, la aglomeración I se compone exclusivamente de empresas de Fabricación de equipo e insumos médicos. Se ubica en el centro tradicional de negocios de Toluca, dada su vocación de servicios (laboratorios dentales y ópticos, principalmente), tal y como sugiere Castillo (2005).

También en ambos años, 2010 y 2020, la aglomeración II se ubica sobre Av. Paseo Tollocan hacia el oriente del centro del municipio de Toluca. Sobre esta misma avenida, pero en los límites entre los municipios de Toluca y Lerma, se ubica la aglomeración III (en ambos años, 2010 y 2020). Esta zona se caracteriza por su vocación manufacturera y representa el núcleo o eje toral del resto de los procesos de aglomeración observados en la Figura 3 (Rendón y Godínez, 2016). Ambas aglomeraciones concentran poco más del 50% de los empleados del total de EBT de la Industria del transporte consideradas. En la aglomeración III se concentra también más del 50% de los empleados de las EBT de la Industria química.

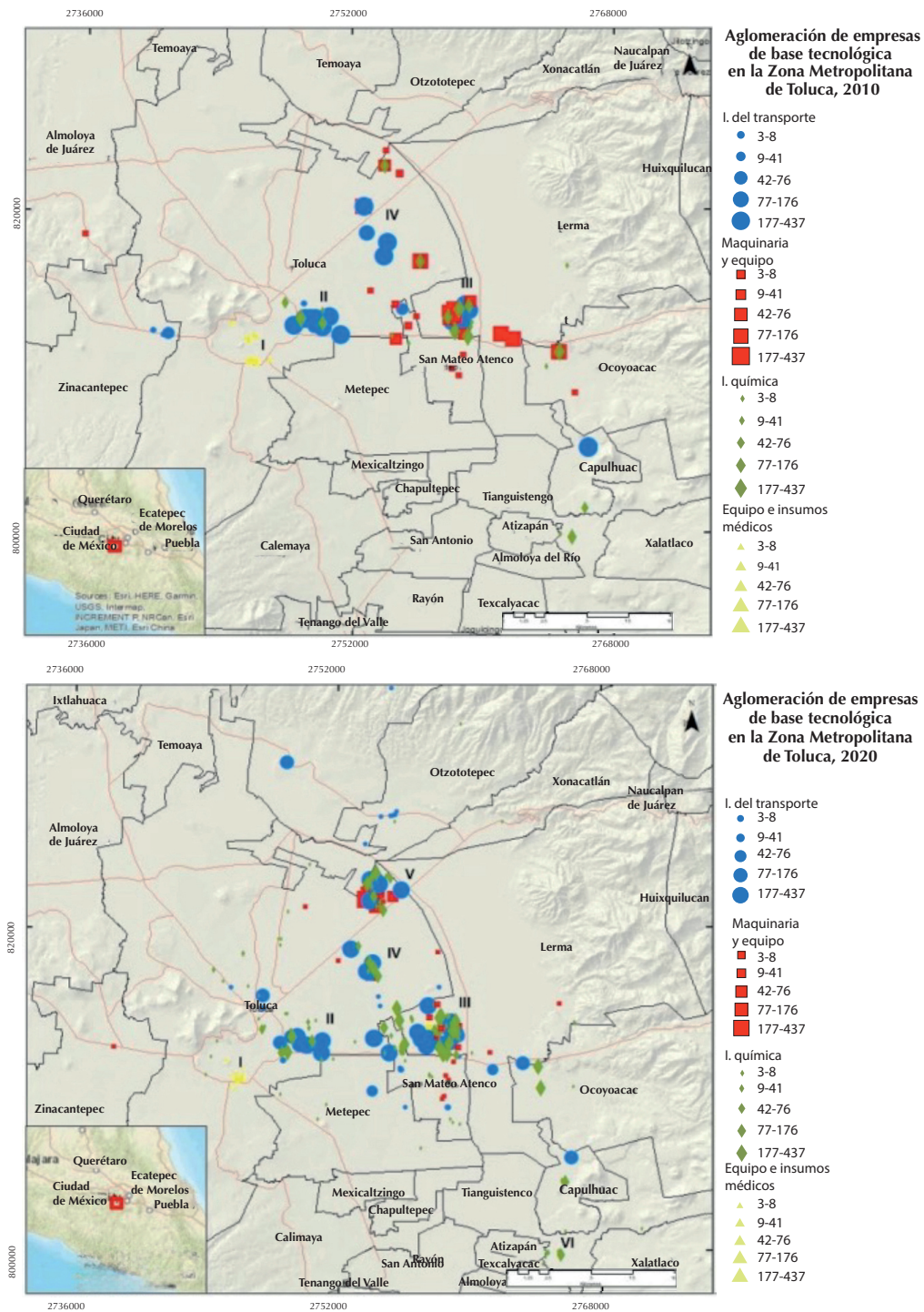
Si bien Rendón y Godínez sugieren una caída en la concentración de empresas del ramo del transporte (2016), la evidencia sugiere que las EBT de la Industria del transporte son parte fundamental de los procesos de aglomeración (y coaglomeración) observados. Para 2020 la aglomeración de EBT de la Industria química en las aglomeraciones II y III aumentó, mientras que la de EBT de Fabricación de maquinaria y equipo se sostuvo. En ambos casos corresponden a EBT cuyas actividades están ligadas a la fabricación de vehículos. Por ejemplo, las EBT de la Industria química son empresas orientadas a proveer insumos industriales (SCIAN 3251 a 3253). Es decir, si las aglomeraciones II y III son el eje toral de la concentración de EBT en la ZMT, entonces la Industria del transporte lo es para la aglomeración de las EBT en ambas.

La aglomeración IV en 2010 se divide en las aglomeraciones IV y V para 2020 (Figura 3). Ambas reflejan la expansión del proceso de aglomeración en las áreas tradicionalmente industriales (Castillo, 2005; Rendón y Godínez, 2016), cuya orientación ya no sólo



**Figura 3**

Aglomeraciones significativas ( $M(r) > 1$ ) en la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT), 2010 y 2020



Fuente: Elaboración propia utilizando el programa QGIS y con base en los resultados estimados en R (R Core Team, 2020), a partir de datos obtenidos del DENU (INEGI, 2010; 2020).

es de centro a oriente de la ZMT (con dirección hacia la Ciudad de México), sino hacia el nororiente siguiendo la carretera Toluca-Naucalpan, en el límite entre los municipios Toluca y Lerma. En 2010 la aglomeración IV concentra actividades de Fabricación de maquinaria y equipo, particularmente de Fabricación de equipo de generación y distribución de energía eléctrica (SCIAN 3353) y Fabricación de otros equipos y accesorios eléctricos (SCIAN 3359). En 2020 la aglomeración IV retiene esta especialización en Fabricación de maquinaria y equipo, pero la aglomeración V exhibe mayor diversidad de EBT (tanto de la Industria del transporte como de la Industria química).

En 2020 surge la aglomeración VI (Figura 3) en el área de Santiago Tianguistenco al sur de la ZMT. Ésta es pequeña, y consta de solamente siete empresas de la Industria química; en específico, de Fabricación de pinturas, recubrimientos y adhesivos (SCIAN 3255). Si bien existían EBT del rubro químico en 2010, los resultados no sugieren aglomeración, quizá debido a la gradual consolidación del parque industrial en la zona. Aunque todavía son pocas las EBT que exhiben aglomeración, estos resultados sugieren una vocación especializada distinta a la del resto de las aglomeraciones (salvo la aglomeración I), que muestran proximidad entre actividades de los sectores EBT considerados.

A manera de síntesis, los hallazgos sugeridos por la Figura 3 reflejan dos posibles efectos complementarios: las EBT se concentran en áreas muy específicas del espacio intrametropolitano de la ZMT (como sugiere la literatura citada), y la aglomeración intraindustrial (por sector EBT) ocurre cada vez más en proximidad con la aglomeración de otros sectores EBT. Es decir, se observa una mayor integración de tres de los cuatro sectores EBT considerados (Industria del transporte, Industria química y Fabricación de maquinaria y equipo), sobre todo en las aglomeraciones II, III, IV y V de 2020. A diferencia de otras ciudades (por ejemplo, de Estados Unidos; véase Kerr y Kominers, 2015), la dispersión entre las aglomeraciones de la ZMT no es grande, aunque ya no se concentra solamente hacia el oriente de la ciudad (surge el nororiente como área importante de actividad de las EBT).

La coexistencia de la aglomeración y coaglomeración de sectores EBT permite establecer ciertas hipótesis sobre el encadenamiento de estos sectores y la actividad industrial de la ZMT en general. Por ejemplo, que la Industria del transporte representa un polo de atracción de otros sectores EBT, sobre todo hacia las aglomeraciones II, III, IV y V en 2020 de la Figura 3. En específico, de EBT de la Industria química y de la Fabricación de maquinaria y equipo. Si bien Rendón y Godínez hablan de su desaceleración (2016), y Vilchis et al. (2021a; 2021b), de la creciente competencia de otras zonas del centro del país (como Querétaro y el Bajío), los resultados sugieren que la Industria del transporte continúa siendo primordial para los procesos de aglomeración dentro de la ZMT (véase Ayala Espinoza, 2021). La corroboración de esto, sin embargo, queda para investigaciones futuras.

Finalmente, los resultados de la función  $M$  no son sólo a nivel de sectores EBT, sino que permiten dilucidar cuáles son las empresas que componen cada aglomeración identificada en la Figura 3. De particular interés son las EBT grandes (100 empleados o más), bajo el su-

puesto de que éstas incentivan la aglomeración y coaglomeración (Duranton y Puga, 2004; Faggio et al., 2020). Así, se observa que las aglomeraciones II a IV de 2010, y II a V de 2020, concentran el mayor número de EBT grandes. Por ejemplo, grandes empresas automotrices, como General Motors y Chrysler; de sistemas automotrices integrados, como HBPO, Sypris Technologies y Frenos y Mecanismos; de autopartes y carrocería, como Gestamp y Bosch; de resinas industriales, como Stahl de México y Grupo Químico Industrial de Toluca; y de resinas, hules sintéticos y fibras químicas, como Química Blantex y Teknopellets.

La naturaleza de las EBT mencionadas previamente da mayor fuerza a la hipótesis planteada a partir de los resultados obtenidos: la Industria del transporte (y sus encadenamientos con la Industria química y la Fabricación de maquinaria y equipo) constituye un eje toral del fenómeno de la aglomeración en la ZMT. Sin embargo, existe diversidad en la especialización sugerida: la aglomeración III observa incrementos en la variedad de EBT en 2020 (e.g., Aerobal y Absara Cosmetics, ligadas a la industria farmacéutica y de productos químicos de consumo diario); y también para 2020, la aglomeración IV muestra una mayor presencia de las EBT de la industria química, pero sin ningún patrón específico que indique su relación con sintéticos orientados al uso industrial (y en específico, para la Industria del transporte).

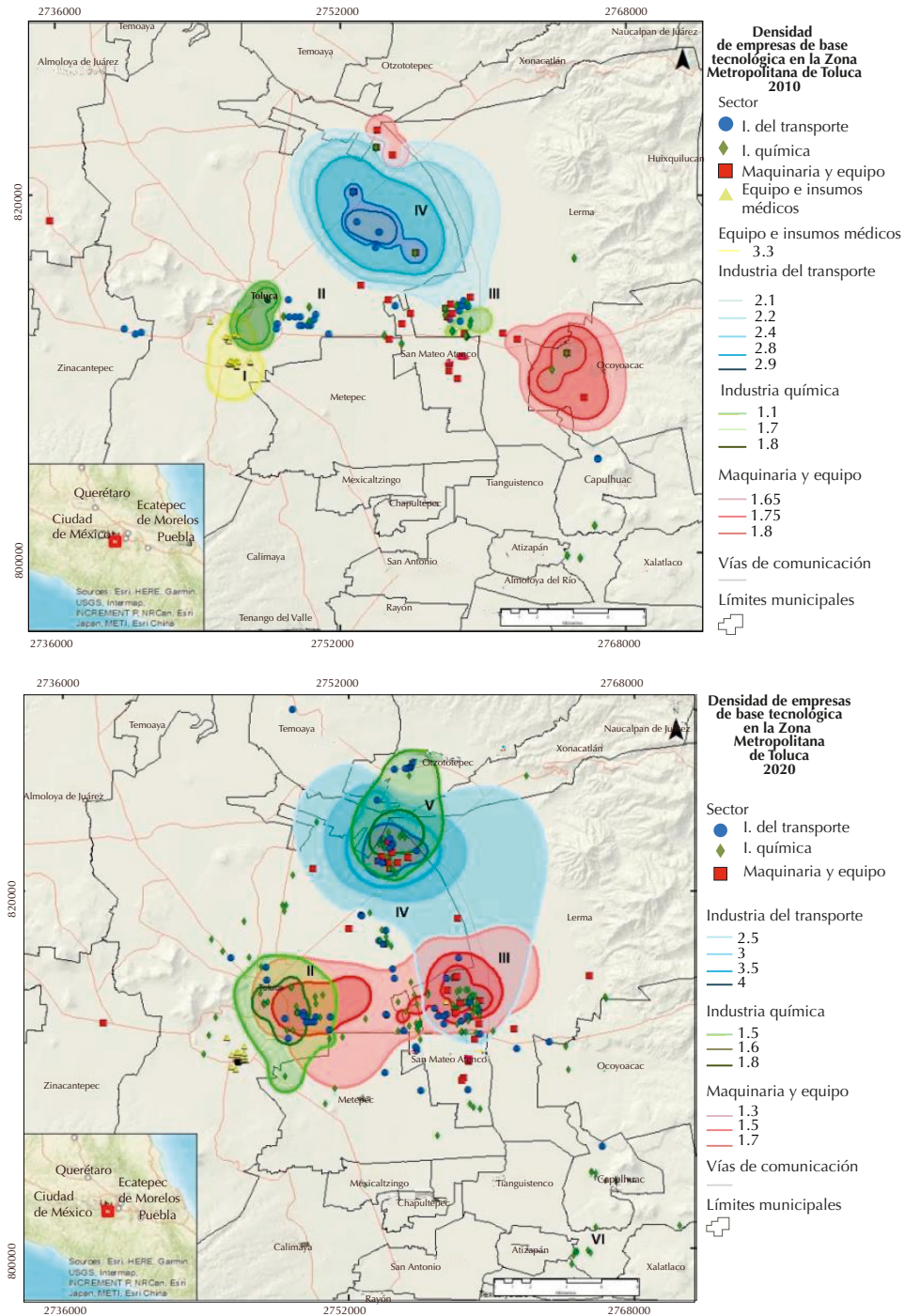
La Figura 4 muestra la densidad alrededor de las aglomeraciones de empresas detectadas, con base en los resultados de la función  $m$  por empresa para 2010 y 2020. Ésta se expresa como *buffers* estimados utilizando interpolación de ponderación de distancia inversa (*inverse distance weighting*), a partir de valores  $\hat{m}(r) > 1$  por EBT.<sup>8</sup> En la Figura 4, entre más oscuro el *buffer*, mayor la densidad de empresas de un cierto sector EBT. Esto implica que la presencia de EBT de un sector en particular es mayor a la del resto de las EBT y de la actividad económica en general, a pesar de que también exhiban concentración. Por otra parte, un *buffer* amplio expresa mayor extensión del área de densidad, no mayor concentración.

El rango de cada *buffer* expresa el valor de  $\hat{m}(r)$  promedio para cada sector, y van de 1.3 (Fabricación de maquinaria y equipo en 2020) a 4 (Industria del transporte en 2020). El valor  $\hat{m}(r)$  de 4 indica hasta 300% más empresas de un sector EBT que de otros, y de otras actividades económicas. Un valor  $\hat{m}(r)$  de 1.3 implica 30% más empresas de un sector EBT. En la Figura 4 se observa que la densidad de EBT de la Industria del transporte se desplazó hacia el nororiente de la ZMT (aglomeraciones IV y V). También, la densidad de EBT de Fabricación de maquinaria y equipo se expande en 2020 a lo largo de la Av. Paseo Tollocan, de centro a oriente entre los municipios de Toluca y Lerma.

La dinámica de la densidad observada en la Figura 4 abona a los resultados observados en la Figura 3. Los *buffers* en 2020 se traslapan, algo que no ocurre en 2010, lo que define a dos corredores de actividad de EBT dentro de la Zona Metropolitana de Toluca:

<sup>8</sup> El proceso de creación de los *buffers* fue el siguiente: i) generar una imagen ráster que permite identificar focos de concentración de valores  $\hat{m}(r)$  elevados; ii) estimar círculos concéntricos con valores  $\hat{m}(r)$  más altos localizados en o alrededor de las concentraciones detectadas.

**Figura 4**  
 Densidad de empresas ( $\hat{m}(r) > 1$ ) en la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT), 2010 y 2020



Fuente: Elaboración propia utilizando el programa QGIS y con base en los resultados estimados en R (R Core Team, 2020), a partir de datos obtenidos del DENUE (INEGI, 2010; 2020).

sobre Av. Paseo Tollocan en dirección oriente, hacia Lerma; y, a partir de ahí, hacia el norte (o nororiente de la ZMT), con dirección a los parques industriales en la carretera Toluca – Naucalpan. Nuevamente, los resultados de la Figura 4 revelan posibles encadenamientos (dada su proximidad) de las EBT de la Industria del transporte, la Industria química y la Fabricación de maquinaria y equipo.

### 3.2. Coaglomeración de EBT

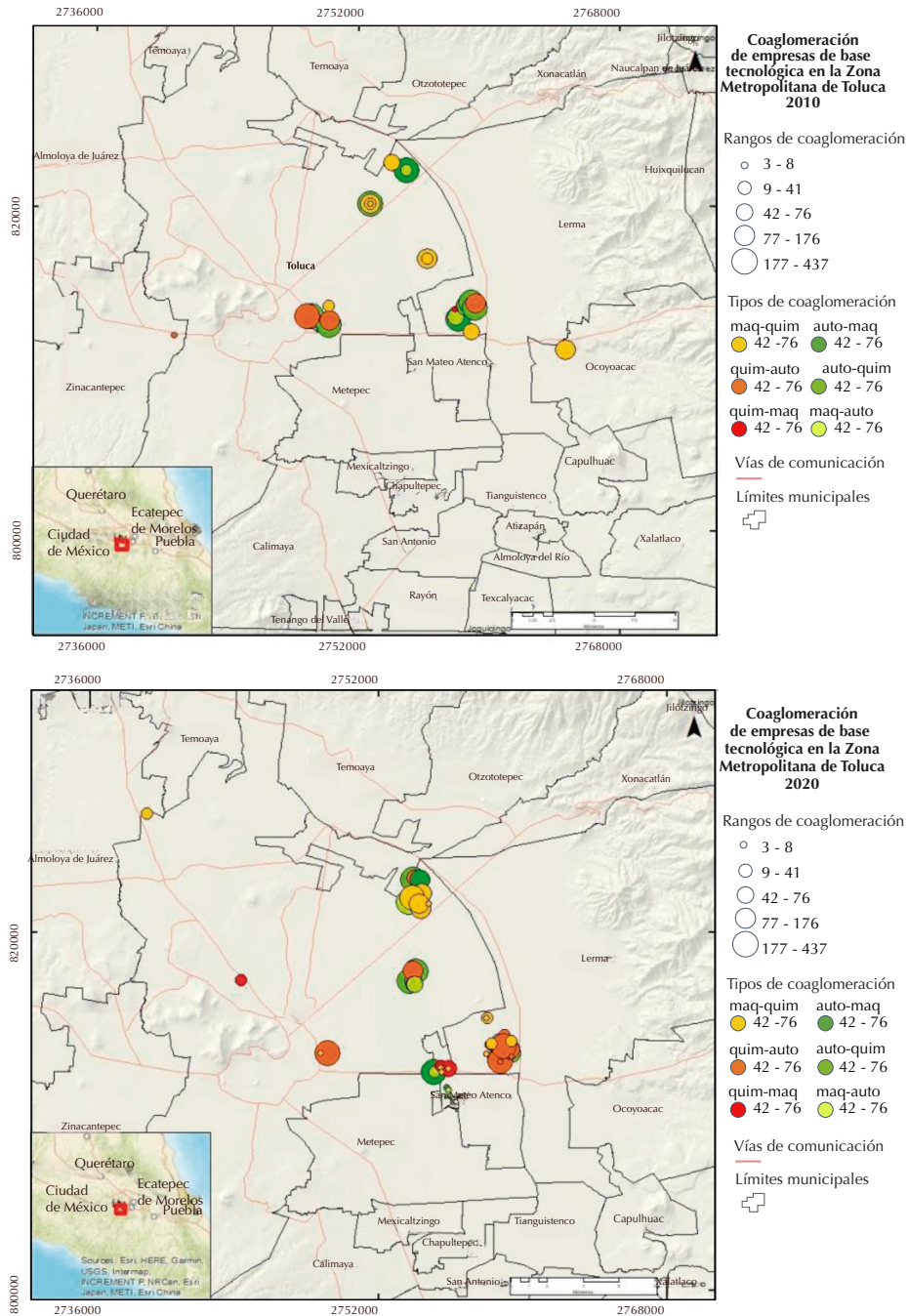
Los resultados previos sugieren la coexistencia de aglomeración y coaglomeración de EBT en la ZMT; sin embargo, la función  $M$  permite estimar la significancia estadística del fenómeno de la coaglomeración, bajo el supuesto de que la concentración de EBT de dos tipos distintos no es aleatoria (Marcon et al., 2015). La Figura 5 muestra los resultados del análisis de coaglomeración para 2010 y 2020. Cada color de los puntos en la Figura 5 muestra el sector al que cada EBT con coaglomeración significativa pertenece, y el sector EBT con el que exhibe coaglomeración (*e.g.*, Transporte-Química). El sector de Fabricación de insumos médicos no muestra coaglomeración, un resultado esperado ya que las Figuras 3 y 4 enfatizan la proximidad entre aglomeraciones de EBT de la Industria del transporte, Industria química y Fabricación de maquinaria y equipo.

Los valores estimados máximos ( $\hat{M}_{MAX}$ ) de coaglomeración ente sectores EBT van de 15.13 a 59.28, indicando una alta coaglomeración. La coaglomeración como un fenómeno puntual (distinto a la aglomeración) aparece en áreas centrales de las aglomeraciones identificadas previamente en la Figura 3. En este sentido, es posible decir que el núcleo de las aglomeraciones identificadas previamente es diverso, ya que exhibe coaglomeración significativa. Esto, sin embargo, no implica causalidad (*e.g.*, la coaglomeración sigue a la aglomeración, o viceversa). Los resultados de la Figura 5 sólo corroboran la coexistencia de los fenómenos de aglomeración y coaglomeración de EBT en la ZMT, y cualquier implicación sobre ambos está más allá de los objetivos del análisis.

Los resultados de la Figura 5 también permiten suponer procesos ligados al tamaño de las empresas coaglomeradas. La mitad de éstas, tanto en 2010 como en 2020, son EBT grandes (100 empleados o más). Esto refuerza aún más uno de los supuestos planteados, sobre que las EBT grandes incentivan la concentración de EBT en las aglomeraciones identificadas en la ZMT. También, el número de EBT grandes coaglomeradas permanece estable de 2010 a 2020, por lo que su presencia podría representar un polo de atracción para otras EBT de menor tamaño, y de distintos sectores. Tal premisa, sin embargo, está más allá de los objetivos del análisis, y requeriría un estudio detallado de los encadenamientos (o enlaces) entre sectores EBT (*e.g.*, relaciones cliente-proveedor o transferencia de tecnología, por mencionar algunos).

Por último, la mitad de las EBT con coaglomeración significativa en la Figura 5, tanto en 2010 como en 2020, pertenecen a la Industria del transporte. Aunado a esto, los valores

**Figura 5**  
Coaglomeraciones significativas ( $\hat{M}(r) > 1$ ) en la Zona Metropolitana de Toluca (ZMT), 2010 y 2020



Fuente: Elaboración propia utilizando el programa QGIS y con base en los resultados estimados en R (R Core Team, 2020), a partir de datos obtenidos del DENU (INEGI, 2010; 2020).

$\hat{M}(r)$  significativos del análisis de coaglomeración crecieron, sobre todo en EBT pequeñas (30 empleados o menos) de la Industria química y la Fabricación de maquinaria y equipo. Así, los resultados de la Figura 5 refuerzan lo que quizá es el principal hallazgo de este análisis: los procesos de aglomeración y coaglomeración de las EBT en la ZMT están fuertemente relacionados con la Industria del transporte y sus patrones de concentración.

## 4. Conclusiones

El presente artículo presenta una perspectiva innovadora y robusta para abordar el análisis de las concentraciones de EBT en el espacio intraurbano de una ciudad mexicana. Su principal aportación teórica es la identificación de patrones de aglomeración y coaglomeración de EBT intrametropolitanos en México (y en la ZMT en específico) sugeridos en la literatura; pero también, la desconcentración de la aglomeración y coaglomeración de EBT en la ZMT en particular, con el surgimiento de nuevos núcleos hacia el nororiente. Si bien la estructura urbana de la ZMT es policéntrica (Castillo, 2005), la aglomeración y coaglomeración de las EBT no está tan dispersa, como sugieren Kerr y Kominers (2015) en su análisis para Estados Unidos, sino que se desprende del ya consolidado núcleo industrial al oriente del centro de la ZMT (sugerido por Rendón y Godínez, 2016), entre los municipios de Toluca y Lerma.

Por otro lado, también destaca la evidencia de la importancia de la industria del transporte en los procesos de aglomeración y coaglomeración de las EBT en la ZMT. El análisis del presente artículo se ve limitado por la falta de disponibilidad de información sobre encadenamientos o colaboraciones entre EBT. En este sentido, cualquier argumento sobre este hallazgo es meramente un supuesto, una hipótesis para futuras investigaciones. Sin embargo, los resultados apuntan a que la concentración de las EBT en la ZMT está ligada, y quizá responde, a la integración de sectores como la Industria química y la Fabricación de maquinaria y equipo hacia las actividades de la Industria del transporte.

Desde un punto de vista metodológico, el principal aporte del análisis es el uso de métodos de análisis de puntos, específicamente las funciones  $M$  y  $m$ , para identificar patrones multiescalares (y desagregados) de aglomeración y coaglomeración. Como sugieren Rosenthal y Strange (2020) y Arauzo-Carod (2021), la disponibilidad de datos georreferenciados hace posible comprender los procesos de aglomeración y coaglomeración a escalas de análisis más finas. Estos métodos no han sido aplicados al caso mexicano, y existen pocos a nivel global. El presente análisis, al ser un primer acercamiento a los métodos utilizados, representa una herramienta didáctica y útil para los interesados en la aglomeración y coaglomeración de EBT.

El análisis permite plantear también supuestos sobre los factores o mecanismos detrás de los patrones de aglomeración y coaglomeración de EBT observados. Y éstos, a su vez, permiten elaborar algunas líneas de política basadas en incentivar ambos patrones.

La dinámica de la aglomeración y coaglomeración entre 2010 y 2020 sugiere una tendencia hacia la consolidación de ambas: la aglomeración y coaglomeración coexisten y se traslapan en la ZMT, sobre todo entre EBT de la Industria del transporte, la Industria química y la Fabricación de maquinaria y equipo. Resulta pertinente plantear este proceso localizado en función de la “fragmentación” global de la producción, aunado a la creciente localización dispersa de las áreas de innovación, ligadas a las cadenas de valor globales (Breznitz, 2021; Vilchis et al., 2021b).

Dicho lo anterior, el situar los hallazgos bajo este panorama global permite suponer que, si existen posibles encadenamientos, dados los patrones de aglomeración y coaglomeración de las EBT, resulta posible plantear que éstos responden a una lógica de innovación incremental; ésta, entendida como la introducción de mejoras (*e.g.*, uso de tecnología) para integrar la producción local a los estándares de las cadenas de valor globales (Moreno-Brid, 2016; Villarreal et al., 2016a; 2017). Dicho esto, toda política de fomento a la aglomeración y coaglomeración de EBT como motor de desarrollo económico partiría del *learning-by-doing* o el aprendizaje en función de actividades EBT localmente consolidadas (OCDE, 2009; Moreno Brid, 2016).

En el caso de México, y de la ZMT en particular, estas políticas deberán estar ligadas a las trayectorias locales de los patrones de aglomeración y coaglomeración; como, por ejemplo, la consolidación de las dinámicas identificadas alrededor de la Industria del transporte (Rendón y Godínez, 2016; Ayala Espinoza, 2021). Una primera estrategia sería el desarrollo de infraestructura que incentive la aglomeración y coaglomeración; pero no sólo física (*e.g.*, ampliación de parques industriales), sino de mecanismos institucionales que generen incentivos a la concentración de EBT, particularmente por el lado de la demanda (*e.g.*, políticas de encadenamientos cliente-proveedor locales o programas de colaboración entre EBT; véase Porto-Gomez et al., 2019).

Ligado a la sugerencia previa, resultaría pertinente la delimitación de estrategias hacia una especialización inteligente, entendida como la especialización de las EBT en áreas comunes (o nichos de mercado en común) en las que exhiban ventajas respecto a otras tanto dentro como fuera de México (Villarreal et al., 2017; Breznitz, 2021). Esto también implicaría una estrategia paralela local, en la que las políticas de encadenamientos cliente-proveedor locales o programas de colaboración establecidos estén alineados al objetivo de incrementar la competitividad de las EBT en la ZMT en función de sus fortalezas en común.

Por último, los resultados sugieren que las EBT en la ZMT continúan en una tendencia hacia una mayor concentración espacial. Esto, de cara a posibles cambios debido a la reciente pandemia de COVID-19, va acorde a los hallazgos internacionales que sugieren una mayor intensidad de concentración. Un análisis futuro clave será contrastar los resultados de este trabajo con los cambios detectados por los datos de los siguientes censos económicos. Y finalmente, este trabajo no ha abordado la concentración de los servicios intensivos en conocimiento, por lo que resultaría enriquecedor en el futuro contrastar los



hallazgos del presente artículo con los patrones de aglomeración y coaglomeración de este tipo de servicios.

## Bibliografía

- Álvarez-Lobato, J. A. (2020). Distribución espacial del acceso de alimentos en las metrópolis mexicanas. En A. G. Aguilar y I. Escamilla-Herrera (coords.), *Expresiones de la segregación residencial y de la pobreza en contextos urbanos y metropolitanos* (pp. 355-388). Ciudad de México: UNAM, Instituto de Geografía.
- Andersson, M., Larsson, J. P. y Wernberg, J. (2019). The economic microgeography of diversity and specialization externalities – firm-level evidence from Swedish cities. *Research Policy*, 48(6), 1385-1398. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.02.003>
- Arbia, G., Espa, G. y Giuliani, D. (2021). *Spatial microeconometrics*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315735276>
- Ascani, A., Faggian, A. y Montessor, S. (2021). The geography of COVID-19 and the structure of local economies: The case of Italy. *Journal of Regional Science*, 61(2), 407-441. <https://doi.org/10.1111/jors.12510>
- 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/10.1080/09654313.2011.573127>
- Ayala Espinosa, C. (2021). Gobierno del Estado de México genera plan para sector automotriz. *El Economista*, 14 de junio. <https://www.eleconomista.com.mx/estados/Gobierno-del-Estado-de-Mexico-genera-plan-para-sector-automotriz-20210614-0120.html>
- Aydalot, P. y Keeble, D. (eds.). (2018 [1988]). *High technology industry and innovative environments: The European experience*. Vol. 3. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315149769>
- Barefoot, K., Curtis, D., Jolliff, W., Nicholson, J. R. y Omohundro, R. (2018). *Defining and measuring the digital economy*. Washington, DC: US Department of Commerce Bureau of Economic Analysis. <https://www.bea.gov/sites/default/files/papers/defining-and-measuring-the-digital-economy.pdf>
- Barthelemy, M. (2020). Revisiting urban economics for understanding urban data. En D. Puumain (ed.), *Theories and models of urbanization* (pp. 121-131). Cham: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-36656-8\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-36656-8_7)
- Behrens, K. (2016). Agglomeration and clusters: Tools and insights from coagglomeration patterns. *Canadian Journal of Economics / Revue Canadienne d'Économique*, 49(4), 1293-1339. <https://doi.org/10.1111/caje.12235>
- Breznitz, D. (2021), *Innovation in real places: Strategies for prosperity in an unforgiving world*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780197508114.001.0001>
- Buzard, K., Carlino, G. A., Hunt, R. M., Carr, J. K. y Smith, T. E. (2020). Localized knowledge spillovers: Evidence from the spatial clustering of R & D labs and patent citations. *Regional Science and Urban Economics*, 81, 103490. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2019.103490>
- Carlino, G. y Kerr, W. R. (2015). Chapter 6. Agglomeration and innovation. En G. Duranton, V.

- Henderson y W. Strange (eds.), *Handbook of Regional and Urban Economics*, 5 (pp. 349-404). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-59517-1.00006-4>
- Castillo, G. H. (2005). Marco empírico histórico de la dimensión física del proceso de urbanización de las ciudades de México y Toluca. *Quivera. Revista de Estudios Territoriales*, 7(2), 42-74. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=40170202>
- Cissé, I., Dubé, J. y Brunelle, C. (2020). New business location: How local characteristics influence individual location decision? *The Annals of Regional Science*, 64(1), 185-214. <https://doi.org/10.1007/s00168-019-00968-1>
- Coll-Martínez, E., Moreno-Monroy, A. I. y Arauzo-Carod, J. M. (2019). Agglomeration of creative industries: An intra-metropolitan analysis for Barcelona. *Papers in Regional Science*, 98(1), 409-431. <https://doi.org/10.1111/pirs.12330>
- Combes, P. P. y Gobillon, L. (2015). Chapter 5. The empirics of agglomeration economies. En G. Duranton, V. Henderson y W. Strange (eds.), *Handbook of Regional and Urban Economics*, 5 (pp. 247-348). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-59517-1.00005-2>
- Conapo (2018). *Delimitación de las zonas metropolitanas de México 2015*. Ciudad de México: Consejo Nacional de Población. <https://www.gob.mx/conapo/documentos/delimitacion-de-las-zonas-metropolitanas-de-mexico-2015>
- Cottineau, C. y Arcaute, E. (2020). The nested structure of urban business clusters. *Applied Network Science*, 5(1), 1-20. <https://doi.org/10.1007/s41109-019-0246-9>
- Cruz, F. y Garza, G. (2014). Configuración microespacial de la industria en la Ciudad de México a inicios del siglo XXI. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 29(1), 9-52. <https://doi.org/10.24201/edu.v29i1.1454>
- Davis, D. R. y Dingel, J. I. (2019). A spatial knowledge economy. *American Economic Review*, 109(1), 153-70. <https://doi.org/10.1257/aer.20130249>
- Davis, D. R. y Dingel, J. I. (2020). The comparative advantage of cities. *Journal of International Economics*, 123. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2020.103291>
- De Groot, H. L., Poot, J. y 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>
- Dirzu, Madalina-Stefania (2012). *A conceptual approach to economic agglomerations*. (Documento de Trabajo, vol. 4, núm. 3). Centre for European Studies. <https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=110903>
- Du, J. y Vanino, E. (2021). Agglomeration externalities of fast-growth firms. *Regional Studies*, 55(2), 167-181. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1760234>
- Duranton, G. (2015). Growing through cities in developing countries. *The World Bank Research Observer*, 30(1), 39-73. <https://doi.org/10.1093/wbro/lku006>
- Duranton, G. y Overman, H. G. (2005). Testing for localization using micro-geographic data. *The Review of Economic Studies*, 72(4), 1077-1106. <https://doi.org/10.1111/0034-6527.00362>
- Duranton, G. y Puga, D. (2004). Micro-foundations of urban agglomeration economies. *Handbook of Regional and Urban Economics*, 4 (2063-2117). [https://doi.org/10.1016/S1574-0080\(04\)80005-1](https://doi.org/10.1016/S1574-0080(04)80005-1)
- Duranton, G. y Puga, D. (2020). The economics of urban density. *Journal of Economic Perspectives*, 34(3), 3-26. <https://doi.org/10.1257/jep.34.3.3>

- Ellison, G. y Glaeser, E. L. (1997). Geographic concentration in US manufacturing industries: A dartboard approach. *Journal of Political Economy*, 105(5), 889-927. <https://doi.org/10.1086/262098>
- Ellison, G., Glaeser, E. L. y Kerr, W. R. (2010). What causes industry agglomeration? Evidence from coagglomeration patterns. *American Economic Review*, 100(3), 1195-1213. <https://doi.org/10.1257/aer.100.3.1195>
- Faggio, G., Silva, O. y Strange, W. C. (2020). Tales of the city: What do agglomeration cases tell us about agglomeration in general? *Journal of Economic Geography*, 20(5), 1117-1143. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbaa007>
- Fitjar, R. D. y Rodríguez-Pose, A. (2017). Nothing is in the air. *Growth and Change*, 48(1), 22-39. <https://doi.org/10.1111/grow.12161>
- Frenkel, A. (2012). Intra-metropolitan competition for attracting high-technology firms. *Regional Studies*, 46(6), 723-740. <https://doi.org/10.1080/00343404.2010.529120>
- Fritsch, M. y Meschede, M. (2001). Product innovation, process innovation, and size. *Review of Industrial Organization*, 19(3), 335-350. <https://doi.org/10.1023/A:1011856020135>
- Galindo-Rueda, F. y Verger, F. (2016). *OECD taxonomy of economic activities based on RyD Intensity*. (Documento de Trabajo, 2016/04). París: OECD. <http://dx.doi.org/10.1787/5jlv73sqqp8r-en>
- Garrocho-Rangel, C., Álvarez-Lobato, J. A. y Chávez, T. (2013). Calculating intraurban agglomeration of economic units with planar and network K-functions: A comparative analysis. *Urban Geography*, 34(2), 261-286. <https://doi.org/10.1080/02723638.2013.778655>
- George, G., Lakhani, K. R. y Puranam, P. (2020). What has changed? The impact of Covid pandemic on the technology and innovation management research agenda. *Journal of Management Studies*, 57(8), 1754. <https://doi.org/10.1111/joms.12634>
- Gertler, M. S. (2003). Tacit knowledge and the economic geography of context, or the undefinable tacitness of being (there). *Journal of Economic Geography*, 3(1), 75-99. <https://doi.org/10.1093/jeg/3.1.75>
- Giuliano, G., Kang, S., y Yuan, Q. (2019). Agglomeration economies and evolving urban form. *The Annals of Regional Science*, 63(3), 377-398. <https://doi.org/10.1007/s00168-019-00957-4>
- Glaeser, E. L., Kallal, H. D., Scheinkman, J. A. y Shleifer, A. (1992). Growth in cities. *Journal of Political Economy*, 100(6), 1126-1152. <https://doi.org/10.1086/261856>
- Gómez-Antonio, M. y Alañón-Pardo, Á. (2020). Point pattern methods for analyzing industrial location. *Investigación Económica*, 79(314), 51-74. <https://doi.org/10.22201/fe.01851667p.2020.314.75474>
- Growe, A. (2019a). Buzz at workplaces in knowledge-intensive service production: Spatial settings of temporary spatial proximity. *European and Regional Studies*, 26(4), 434-448. <https://doi.org/10.1177%2F0969776418784999>
- Growe, A. (2019b). Developing trust in face-to-face interaction of knowledge-intensive business services (KIBS). *Regional Studies*, 53(5), 720-730. <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1473567>
- Hatzichronoglou, T. (1997). *Revision of the high-technology sector and product classification*. (Documento de Trabajo, 1997/02). París: OECD. <https://doi.org/10.1787/050148678127>
- 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>

- INEGI (2009). *Censos Económicos 2009*. Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía, Sistema Automatizado de Información Censal (SAIC). <https://www.inegi.org.mx/app/saic/>
- INEGI (2010). *Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE)*. Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denue/default.aspx>
- INEGI (2018). *Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte 2018 (SCIAN 2018)*. Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/scian/>
- INEGI (2019). *Censos Económicos 2019. Sistema Automatizado de Información Censal (SAIC)*. Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/saic/>
- INEGI (2020). *Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE)*. Aguascalientes, México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denue/default.aspx>
- Juhász, S., Broekel, T. y Boschma, R. (2021). Explaining the dynamics of relatedness: The role of collocation and complexity. *Papers in Regional Science*, 100(1), 3-21. <https://doi.org/10.1111/pirs.12567>
- Kasmi, F. (2021). Milieu–Innovative Milieu: The strength of proximity ties. En D. Uzundis, F. Kasmi, y L. Adatto (eds.), *Innovation Economics, Engineering and Management Handbook*, 2 (pp. 195-200). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119832522.ch23>
- Kerr, W. R. y Kominers, S. D. (2015). Agglomerative forces and cluster shapes. *Review of Economics and Statistics*, 97(4), 877-899. [https://doi.org/10.1162/REST\\_a\\_00471](https://doi.org/10.1162/REST_a_00471).
- Kerr, W. R. y Robert-Nicoud, F. (2020). Tech clusters. *Journal of Economic Perspectives*, 34(3), 50-76. <https://doi.org/10.1257/jep.34.3.50>
- Lang, G., Marcon, E. y Puech, F. (2020). Distance-based measures of spatial concentration: Introducing a relative density function. *The Annals of Regional Science*, 64(2), 243-265. <https://doi.org/10.1007/s00168-019-00946-7>
- Lavoratori, K. y Castellani, D. (2021). Too close for comfort? Micro-geography of agglomeration economies in the United Kingdom. *Journal of Regional Science*, 61(5), 883-1139. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/jors.12531>
- LeDuff, C. (2014). *Detroit: An American autopsy*. Penguin.
- Malecki, E. J. (1991). *Technology and economic development: The dynamics of local, regional and national change*. Harlow: Longman.
- Malmberg, A. y Maskell, P. (2006). Localized learning revisited. *Growth and Change*, 37(1), 1-18. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2257.2006.00302.x>
- Marcon, E. y Puech, F. (2017). A typology of distance-based measures of spatial concentration. *Regional Science and Urban Economics*, 62, 56-67. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2016.10.004>
- Marcon, E., Traissac, S., Puech, F. y Lang, G. (2015). Tools to characterize point patterns: dbmss for R. *Journal of Statistical Software*, 67(3), 1-15. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.c03>
- Maskell, P. y Malmberg, A. (2007). Myopia, knowledge development and cluster evolution. *Journal of Economic Geography*, 7(5), 603-618. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbm020>

- Meijers, E. J. y Burger, M. J. (2017). Stretching the concept of 'borrowed size'. *Urban Studies*, 54(1), 269-291. <https://doi.org/10.1177%2F0042098015597642>
- Moreno Brid, J. C. (2016). Política macro e industrial para un cambio estructural y crecimiento: gran pendiente de la economía mexicana. *Problemas del Desarrollo*, 47(185), 57-78. <https://www.probdes.iiec.unam.mx/index.php/pde/article/view/53919>
- Moreno-Monroy, A. I. y García-Cruz, G. A. (2016). Intrametropolitan agglomeration of formal and informal manufacturing activity: Evidence from Cali, Colombia. *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie*, 107(4), 389-406. <https://doi.org/10.1111/tesg.12163>
- Niebuhr, A., Peters, J. C. y Schmidke, A. (2020). Spatial sorting of innovative firms and heterogeneous effects of agglomeration on innovation in Germany. *The Journal of Technology Transfer*, 45(5), 1343-1375. <https://doi.org/10.1007/s10961-019-09755-8>
- OCDE. (2009). *OECD reviews of innovation policy: Mexico*. OECD. <https://www.oecd.org/sti/inno/oecdreviewsofinnovationpolicymexico.htm>
- OCDE. (2011). *ISIC REV. 3 Technology intensity definition. Classification of manufacturing industries into categories based on RyD intensities*. OCDE. <https://www.oecd.org/sti/ind/48350231.pdf>
- Openshaw, S. y Taylor, P. J. (1979). A million or so correlation coefficients. Three experiments on the modifiable areal unit problem. En N. Wrigley (ed.), *Statistical applications in the spatial sciences* (pp. 127-144). Londres: Pion.
- Perry, S., Wang, L. y Hernandez, T. (2020). The changing spatial organization of ethnic retailing: Chinese and South Asian grocery retailers in Toronto. *Papers in Applied Geography*, 6(4), 687-305. <https://doi.org/10.1080/23754931.2020.1763832>
- Porto-Gomez, I., Zabala-Iturriagoitia, J. M. y Leydesdorff, L. (2019). Innovation systems in México: A matter of missing synergies. *Technological Forecasting and Social Change*, 148. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119721>
- Potter, A. y Watts, H. D. (2014). Revisiting Marshall's agglomeration economies: Technological relatedness and the evolution of the Sheffield metals cluster. *Regional Studies*, 48(4), 603-623. <https://doi.org/10.1080/00343404.2012.667560>
- Proost, S. y Thisse, J. F. (2019). What can be learned from spatial economics? *Journal of Economic Literature*, 57(3), 575-643. <https://doi.org/10.1257/jel.20181414>
- R Core Team (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. Viena: R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rendón Rojas, L. y Godínez Enciso, J. A. (2016). Evolución y cambio industrial en las zonas metropolitanas del Valle de México y de Toluca, 1993-2008. *Análisis Económico*, 31(77), 115-146. <http://www.analisiseconomico.azc.uam.mx/index.php/rae/article/view/53>
- Rickard, S. J. (2020). Economic geography, politics, and policy. *Annual Review of Political Science*, 23, 187-202. <https://doi.org/10.1146/annurev-polisci-050718-033649>
- Ripley, B. D. (1977). Modelling spatial patterns. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(2), 172-192. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1977.tb01615.x>
- Rosenthal, S. S. y Strange, W. C. (2020). How close is close? The spatial reach of agglomeration economies. *Journal of Economic Perspectives*, 34(3), 27-49. <https://doi.org/10.1257/jep.34.3.27>
- Rotolo, D., Hicks, D. y Martin, B. R. (2015). What is an emerging technology? *Research Policy*, 44(10), 1827-1843. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2015.06.006>
- Rudkin, S., He, M. y Chen, Y. (2020). *Attraction or repulsion? Testing coagglomeration of inno-*

- vation between firm and university. (Working Paper Series, 608). Asian Development Bank Economics. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3590930>
- Seo, I. y Sonn, J.W. (2019). Conflicting motivations and knowledge spillovers: Dynamics of the market across space. *Geoforum*, 105, 210-212. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2019.05.026>
- SGG EdoMéx. (2018). *Zonas metropolitanas del Estado de México*. Consejo Estatal de Población. [http://coespo.edomex.gob.mx/zonas\\_metropolitanas](http://coespo.edomex.gob.mx/zonas_metropolitanas)
- Shearmur, R. (2012). The geography of intrametropolitan KIBS innovation: Distinguishing agglomeration economies from innovation dynamics. *Urban Studies*, 49(11), 2331-2356. <https://doi.org/10.1177%2F0042098011431281>
- Shearmur, R., Garrocho, C., Álvarez-Lobato, J. A. y Chávez-Soto, T. (2015). Hacia una geografía de las actividades económicas en la Ciudad de México: métodos, conceptos, cultura y subjetividad. En C. Garrocho y G. Buzai (coords.), *Geografía aplicada en Iberoamérica: avances, retos y perspectivas* (pp. 431-472). El Colegio Mexiquense.
- Tuitjer, G. y Küpper, P. (2020). How knowledge-based local and global networks foster innovations in rural areas. *Journal of Innovation Economics Management*, 3, 9-29. <https://doi.org/10.3917/jie.033.0009>.
- Van Meeteren, M., Boussauw, K., Derudder, B. y Witlox, F. (2016). Flemish Diamond or ABC-Axis? The spatial structure of the Belgian metropolitan area. *European Planning Studies*, 24(5), 974-995. <https://doi.org/10.1080/09654313.2016.1139058>
- Vilchis, I., Chávez-Soto, T. y Garrocho, C. (2021a). Análisis espacio-sectorial del empleo en sectores intensivos en uso del conocimiento: Red-Bajío, México, 2015-2020. *Estudios de Economía Aplicada*, 40(1). <https://shorturl.at/grSTZ>
- Vilchis, I., Garrocho, C. y Chávez-Soto, T. (2021b). Dinámica del empleo en sectores intensivos en uso del conocimiento en la megalópolis del Valle de México, 2014-2018. *Revista de Geografía Norte Grande*, 79, 229-251. <https://doi.org/10.4067/S0718-34022021000200229>
- Villarreal González, A., Flores Sánchez, S. M. y Flores Segovia, M. A. (2016a). Patrones de co-localización espacial de la industria aeroespacial en México. *Estudios Económicos* 31(1), 169-211. <https://doi.org/10.24201/ee.v31i1.15>
- Villarreal González, A., Gasca Sánchez, F. M. y Flores Segovia, M. A. (2016b). Patrones de aglomeración espacial de la industria creativa en el Área Metropolitana de Monterrey. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 31(2), 331-383. <https://doi.org/10.24201/edu.v31i2.1591>
- Villarreal Gonzalez, A., 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>
- Wu, Z., Cai, H., Zhao, R., Fan, Y., Di, Z. y Zhang, J. (2020). A topological analysis of trade distance: Evidence from the gravity model and complex flow networks. *Sustainability*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/su12093511>
- Ye, X. y Rogerson, P. (2021). The impacts of the modifiable areal unit problem (MAUP) on omission error. *Geographical Analysis*, 54, 32-57. <https://doi.org/10.1111/gean.12269>
- Zhang, X., Yao, J., Sila-Nowicka, K. y Song, C. (2020). Geographic concentration of industries in Jiangsu, China: A spatial point pattern analysis using micro-geographic data. *The Annals of Regional Science*, 66, 439-461. <https://doi.org/10.1007/s00168-020-01026-x>
- Zheng, S. y Tan, Z. (eds.). (2020). *Toward urban economic vibrancy: Patterns and practices in Asia's new cities*. MIT School of Architecture and Planning

## ACERCA DE LOS AUTORES

**José Antonio Cabrera** es maestro en Economía Aplicada por El Colegio de la Frontera Norte, y doctor en Geografía por University of Arizona, Estados Unidos. Actualmente es profesor-investigador en el Seminario de Estudios Estratégicos del Estado de México, de El Colegio Mexiquense, A.C. Es miembro del Sistema Nacional de Investigadores (nivel candidatura). Sus líneas de investigación son: análisis espacial, econometría espacial y geografía económica.

**José Antonio Álvarez Lobato** es ingeniero en Computación, maestro en Ingeniería y doctor en Geografía. Pertenece al Sistema Nacional de Investigadores. Es secretario general y profesor-investigador en El Colegio Mexiquense. Su trabajo de investigación se ha centrado en el desarrollo de metodologías, modelos e indicadores para medir y evaluar la accesibilidad a oportunidades de desarrollo en ciudades mexicanas desde la óptica de las ciencias sociales espacialmente integradas.

**Carlos Garrocho** es doctor en Geografía Socioeconómica por Exeter University, Inglaterra. Pertenece al Sistema Nacional de Investigadores, nivel III. Desde 1986 es profesor-investigador en El Colegio Mexiquense. Es fundador y director de la revista *Economía, Sociedad y Territorio*. Sus líneas de investigación son los modelos urbanos y el análisis socioespacial. Ha sido acreedor de diversos reconocimientos, como el Premio Estatal de Ciencia y Tecnología del Estado de México (2011); el Premio “Arch C. Gerlach” (2017), que otorga la Organización de los Estados Americanos a “la obra original de mayor valor e importancia para el desarrollo de la geografía de América”; y ha sido distinguido desde 2018 por el Gobierno de la República del Paraguay como asesor internacional del Concyt-Paraguay.

ORIGINAL RECIBIDO: 18 de noviembre de 2021.

DICTAMEN ENVIADO: 14 de julio de 2022

ARTÍCULO ACEPTADO: 18 de octubre de 2022.