

## Geografía intraurbana del empleo en ‘servicios intensivos en conocimiento’ (SIC) con alta calificación en el Área Metropolitana de la Ciudad de México

### *Intra-urban geography of high-skilled ‘knowledge-intensive services’ (KIS) employment in the Mexico City Metropolitan Area*

Luis Enrique Santiago\* y Alejandro Sánchez-Zárate\*\*

Recibido: 09/08/2023. Aceptado: 5/09/2023. Publicado: 18/10/2023.

**Resumen.** La hegemonía del sector servicios en la economía global ha modificado funcional y espacialmente los procesos de innovación. Y en estos últimos, los servicios intensivos en conocimiento (SIC) son eslabones centrales gracias a que sus empleados cuentan con altos niveles de calificación y habilidades. En este artículo se analiza la distribución espacial del empleo en SIC que cuentan con nivel de escolaridad alto en el Área Metropolitana de la Ciudad de México (AMCM). Metodológicamente, se distingue el tipo de conocimiento que desarrollan (analítico, sintético y simbólico) y se utilizan microdatos para conocer su estructura educativa y sus niveles de concentración espacial. En el análisis se utilizan los índices de autocorrelación espacial local (LISA) y el vecino más cercano con clúster jerárquico. Los resultados indican que poco más de la mitad del empleo en SIC del AMCM tiene escolaridad alta, el cual se caracteriza por su concentración en clústeres de distintos tipos de conocimiento (clústeres multi-SIC) localizados de manera relativamente dispersa en el espacio metropolitano.

**Palabras clave:** industrias de servicios, tipo de conocimiento, niveles de calificación, clúster.

**Abstract.** The hegemony of the service sector in the global economy has functionally and spatially modified innovation processes. And in the latter, knowledge-intensive services (KIS) are central links because their employees have high levels of qualification and skills. This article analyzes the spatial distribution of employment in CIS with high levels of schooling in the Metropolitan Area of Mexico City (AMCM). Methodologically, we distinguish the type of knowledge they develop (analytical, synthetic and symbolic) and use microdata to understand their educational structure and their levels of spatial concentration. Local spatial autocorrelation indexes (LISA) and nearest neighbor with hierarchical clustering are used in the analysis. The results indicate that slightly more than half of the CIS employment in the AMCM has high schooling, which is characterized by its concentration in clusters of different types of knowledge (multi-CIS clusters) located in a relatively dispersed manner in the metropolitan space.

**Key words:** service industries, knowledge type, skill levels, cluster.

\* Universidad Autónoma de Aguascalientes, Departamento de Urbanismo. Av. Universidad 940, Ciudad Universitaria, Aguascalientes, Ags. 20100, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7343-5967>. Email: [luis.santiago@edu.uaa.mx](mailto:luis.santiago@edu.uaa.mx)

\*\*Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Cuajimalpa, Departamento de Ciencias Sociales. Avenida Vasco de Quiroga 4870. Colonia Santa Fe Cuajimalpa, 05348, alcaldía Cuajimalpa, CDMX, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7801-4419>. Email: [asanchez@cua.uam.mx](mailto:asanchez@cua.uam.mx)

## INTRODUCCIÓN

La hegemonía del sector servicios en la economía global ha traído cambios en el *cómo*, *cuándo* y *dónde* se llevan a cabo los procesos de innovación. Los servicios intensivos en conocimiento (SIC) son eslabones centrales en el desarrollo de dichos procesos en distintas escalas espaciales (Simmie y Strambach, 2006). Esa función es definida por sus empleados con altos niveles de calificación y habilidades (Miles, 2005). Ese tipo de empleo es clave para explicar las diferencias en los niveles de productividad (Drucker, 1994), la generación de riqueza y la capacidad de adopción tecnológica, principalmente en países industrializados, pero también en algunas economías del sur global (Glückler y Hammer, 2013; López y Ramos, 2013). Los cambios en la economía global han definido a los SIC como parte de las “industrias del futuro”, resaltando su importancia (Chen *et al.*, 2022; Ross, 2016).

El avance tecnológico ha permitido que los SIC presenten sus propias formas de organización y uso del espacio (Pajević y Shearmur, 2017). Esto último ha subrayado la importancia de investigar las particularidades de la geografía intraurbana de los SIC. Los estudios sobre ese tema se pueden agrupar en tres vertientes. La primera la integran trabajos que describen la geografía de los SIC al interior de las ciudades subrayando su aglomeración en las áreas centrales y, en algunos casos, la existencia de subcentros de esos servicios (Alvarez-Lobato *et al.*, 2023; Arauzo-Carod *et al.*, 2017; Muñoz y García-López, 2010; Pérez Campuzano, 2021; Shearmur y Alvergne, 2002; Vilchis-Mata *et al.*, 2021; Wagner y Growe, 2019; Ženka *et al.*, 2020). La segunda conjunta trabajos que buscan conocer los factores que explican la localización intraurbana de los SIC, destacando entre ellos la infraestructura de comunicaciones y transporte (Pérez Campuzano, 2021; Solis *et al.*, 2021), amenidades urbanas (Duvivier y Polèse, 2018; Yamamura y Goto, 2018) y políticas de planeación urbana (Lee y Jung, 2020). La tercera son estudios orientados a conocer la asociación entre la localización intraurbana y la producción de innovaciones de los SIC, distinguiendo el efecto de las economías de aglomeración y los procesos

de innovación (Shearmur, 2012; Smętkowski *et al.*, 2021).

La literatura sobre innovación reconoce el papel de los individuos con altos niveles de calificación y habilidades, quienes requieren diferentes condiciones económico-espaciales según el tipo de conocimiento que desarrollan (Asheim y Hansen, 2009). A pesar de esto último, hasta nuestra revisión, los anteriores tres conjuntos de trabajos no distinguen de manera simultánea el nivel de calificación y el tipo de conocimiento que desarrollan los SIC. Con estas últimas observaciones en mente, este trabajo toma como eje central las preguntas: ¿cuál es la distribución espacial del empleo en SIC que cuenta con un nivel de escolaridad alto en el ámbito intraurbano? y ¿existen diferencias en esa distribución según el tipo de conocimiento que desarrollan?

El objetivo central de este artículo es analizar la distribución espacial del empleo en SIC que cuenta con nivel de escolaridad alto en el Área Metropolitana de la Ciudad de México (AMCM) en 2019. Para ello se distingue a los SIC y el tipo de conocimiento que desarrollan (analítico, sintético y simbólico) dentro del SCIAN (Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte). La información del nivel de escolaridad del empleo se obtiene de los microdatos de los Censos Económicos (CE) 2019 de INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). El análisis espacial se realiza a partir de las áreas geoestadísticas básicas (AGEB) del AMCM, que se seleccionan como caso de estudio al ser la principal concentración y la de mayor avance en ese tipo de servicios en el país (Santiago, 2020). Se implementa un índice de autocorrelación espacial local (LISA) basado en el cociente de localización de ese tipo de empleo. Los resultados del LISA son complementados con un ejercicio de vecino más cercano con clúster jerárquico (NNHC).

El trabajo contribuye a ahondar en las características de la geografía intraurbana de los SIC al distinguir el nivel educativo de sus empleados en el AMCM. Tal avance es relevante al permitir reflexionar sobre la función del espacio metropolitano en los procesos de intercambio de conocimiento e identificar potenciales clústeres de empleo que pueden ser objetos de políticas públicas. Los resultados indican que poco más de la mitad (58.6%)

del empleo en SIC del AMCM tiene escolaridad alta y su distribución espacial se caracteriza por la conformación de clústeres relativamente dispersos y que no son espacialmente aleatorios. Se identifica la colocalización de SIC especializados en desarrollar distintos tipos de conocimiento (clústeres multi-SIC) en torno a instituciones educativas, centros industriales y áreas turísticas. Estos resultados permiten suponer la existencia de sinergias colaborativas y la configuración de ambientes de innovación. Los alcances del trabajo no permiten corroborar empíricamente estas últimas inferencias, pero los resultados ofrecen una primera aproximación para futuros trabajos sobre ellas.

El resto del artículo se estructura en cuatro apartados. Primero, se formula el marco conceptual, destacando la función del 'conocimiento' como determinante de la geografía de las actividades orientadas a la generación de innovaciones. Segundo, se describe la estrategia metodológica indicando sus alcances y límites. Tercero, se presentan los resultados empíricos orientados a dar respuesta a la pregunta de investigación. Cuarto, se discuten los resultados a la luz de la literatura y se formulan algunas reflexiones finales. Finalmente, se enlistan las referencias.

### **Marco Conceptual: conocimiento, SIC y localización intraurbana**

#### *Conocimiento, servicios y SIC*

Desde la década de 1980, Peter Drucker (1994) había indicado la relevancia del conocimiento en el sistema económico. Su importancia radica en ser la base para desarrollar innovaciones en distintos ámbitos. De acuerdo con Antonelli y colaboradores (2023), el conocimiento acumulado en países avanzados explicaría sus posiciones competitivas y una parte significativa de su riqueza. Además, la importancia del conocimiento se ha acrecentado con el tiempo. En su análisis longitudinal de la economía de los Estados Unidos de América Siguiendo, Antonelli *et al.* (2023) han identificado que ese factor de producción tiene un mayor peso en el actual desarrollo tecnológico frente al tradicional capital físico.

La importancia del conocimiento, sumada al acelerado desarrollo tecnológico, ha generado

procesos simultáneos de “*deskilling*” y “*reskilling*” que han modificado la estructura y función de los sectores económicos (Avent, 2017). Estos cambios han subrayado la importancia de los SIC en el marco de una economía basada en el conocimiento debido a las funciones que desempeñan esos servicios en los procesos de innovación y su capacidad de adopción tecnológica en distintas escalas espaciales (Mudambi, 2008).

Las funciones de los SIC se explican por su empleo con altos niveles de educación y habilidades (Miles, 2011). Acemoglu (2002) indica que ese tipo de empleo explicaría el “*boom*” de estudiantes universitarios de las últimas décadas, pero también son un motor de crecimiento económico y productividad en el largo plazo (Brenner *et al.*, 2018). El empleo con alta escolaridad de los SIC es clave para entender las formas de interrelación de esos servicios con las industrias de manufactura en la co-creación de valor, la transferencia de conocimiento, el apoyo a la innovación y la configuración de una economía de servicios (Daniels, 2004), lo cual promueve el desarrollo urbano-regional y la aglomeración industrial (Amancio *et al.*, 2022).

#### *El conocimiento en la geografía intraurbana de los SIC*

El acceso al conocimiento es una variable central para explicar la localización de los SIC (Asheim y Gertler, 2006). En contraposición a las industrias de manufacturas, que dependen de empleos con calificaciones medias y sus factores locacionales están más relacionados con economías de escala y logística de conectividad, la concentración espacial de los SIC está vinculada con factores que promueven el acceso e intercambio de conocimiento: empleos con altos niveles de calificación, procesos de aprendizaje y condiciones espaciales que promueven la innovación (Arrow, 1962; Desrochers, 2001; Gertler, 2003; Maskell, 2001).

Los costos en que incurren las firmas de SIC para acceder al conocimiento están determinados por el tipo de ese factor productivo que requieren en su actividad económica (Asheim y Gertler, 2006). Se ha esquematizado una clasificación del tipo de conocimiento necesario dentro de los SIC en dos tipos: a) codificado y b) tácito. La diferencia entre

ellos está en su grado de formalización y los niveles de proximidad espacial que se requieren para su intercambio (Howells, 2002).

El conocimiento 'codificado' es definido como aquel que puede ser expresado de manera formal y sistemática incluso a grandes distancias (manuales, instructivos, formulas, recetas). Tales características implican que su intercambio no requiere forzosamente de la proximidad entre quienes lo poseen (Boschma, 2005). El conocimiento 'tácito' hace referencia al asociado con las habilidades, el talento, la experiencia y la técnica que poseen los individuos para desarrollar su actividad innovadora (Arrow, 1962). A diferencia del conocimiento codificado, el tácito no es fácil de describir en principios científicos o manifestar en métodos técnicos debido a su "singularidad" y estar "arraigado" (*embedded*) en los individuos. Tales características requieren de la proximidad espacial, contactos cara-a-cara (*face-to-face*), para su intercambio (Malecki, 2010, p. 493).

Las características del espacio urbano intervienen en el intercambio de conocimiento. Los espacios formales (universidades, centros de educación), los espacios no formales (café, restaurantes, bares) y la diversidad económica facilitan el acceso al conocimiento tácito (Florida, 2005). Tales condiciones incentivan los procesos de aprendizaje (*learning-by-doing, by-trying, by-interacting*) (Arrow, 1962; Lundvall y Johnson, 1994). Estas condiciones urbanas explicarían por qué, a pesar del perfeccionamiento de los sistemas de comunicaciones, las actividades intensivas en conocimiento persisten en su concentración espacial. Esto último, incluso a pesar de los altos costos del suelo y los posibles efectos de desigualdad que representarían (Florida, 2017). La infraestructura de comunicaciones y transporte que confluyen en las urbes son la principal fuente de acceso y conectividad al conocimiento codificado global, aunque su uso está determinado por las cualidades del personal ocupado (Bathelt *et al.*, 2004)

La literatura especializada en innovación ha reconocido que las anteriores condiciones son distintas según el tipo de conocimiento que desarrollan las industrias (Asheim, 2012). Industrias orientadas a la producción de conocimiento analítico (científico) son más dependientes del cono-

cimiento codificado global expresado en modelos, publicaciones y patentes. En contraste, industrias orientadas a la generación de conocimiento simbólico (artístico-cultural) requieren de conocimiento tácito altamente dependiente del contexto por los valores y signos que incorporan. Las industrias dedicadas a reproducir o aplicar conocimiento técnico (sintético) requieren de la proximidad para el intercambio de conocimiento tácito y ofrecer soluciones específicas (Asheim, 2012). Así, es posible suponer que los SIC tienen distintos patrones de organización espacial según el tipo de conocimiento que desarrollan. Se esperaría que los SIC orientados al desarrollo de conocimiento analítico tendrán una distribución relativamente más dispersa que aquellos enfocados en conocimiento sintético y simbólico los cuales mostrarían un mayor grado de concentración espacial. En la siguiente sección se describe la metodología del trabajo.

## METODOLOGÍA

### Definición de SIC y unidad espacial de análisis

La definición operativa de los SIC ha tomado distintas vertientes. Por un lado, se han desarrollado clasificaciones que únicamente reconocen un segmento de ellos (por ejemplo, KIBS) (Miles, 2011). Por otro, están las clasificaciones que distinguen la función de otras variables en la actividad de esos servicios, tales como la intensidad tecnológica (Glückler y Hammer, 2013). Aunque el uso de estas clasificaciones aporta evidencia sobre la localización de esos servicios en distintos ámbitos espaciales, estas han sido revisadas para enfatizar el papel activo del empleo en la innovación y, en función de esto clasificar los SIC según diferentes tipos y niveles de conocimiento e innovación implementado en dichos servicios.

Una aproximación en este último aspecto es la propuesta por Santiago (2020), la cual es empleada en este trabajo al permitir distinguir la función de los SIC según el tipo de conocimiento que desarrollan. Tal clasificación está conformada por 72 subramas del SCIAN agrupadas en tres subconjuntos: 1) SIC-analítico, especializados en desarrollar conocimiento científico; 2) SIC-sintético, orienta-

dos a aplicar conocimiento técnico-profesional, y 3) SIC-simbólico, enfocados en generar conocimiento artístico-cultural (Figura 1).

La unidad espacial de análisis es el AMCM, la cual hace referencia al área construida dentro de los límites de la zona metropolitana de esa ciudad de 2015 (SEDATU *et al.*, 2018). Para analizar la distribución espacial de los SIC se utiliza la delimitación de las AGEB definidas por INEGI. Una AGEB es un conjunto de manzanas (entre una y 50) agrupadas en términos de homogeneidad estadística. Se emplean las AGEB al obtenerse información oficial de distintos rasgos de la actividad industrial comparable entre ellas, haciendo más factible su uso en lugar de colonias y/o barrios (Figura 2).

### Datos y estrategia de análisis

La estrategia de análisis para identificar los clústeres de especialización y su posterior construcción

multi-SIC se sintetiza en la Figura 3. Esta estrategia está integrada por cuatro fases secuenciales. En la primera, se identifica al empleo calificado en SIC. La fuente de información son los microdatos del CE de 2019 de INEGI (2022). En dicho CE se recupera información del nivel de escolaridad del personal ocupado (en adelante: empleo), el cual hace referencia al grado de instrucción formal alcanzados por las personas emitido por una institución educativa (INEGI, 2020). Esta variable es de tipo categórico con tres niveles: 1) educación básica (1 a 12 años de estudios), 2) educación media superior (13 a 15 años de estudios); y, 3) educación superior (16 y más años de estudios). Dados los objetivos del trabajo se utiliza como variable de análisis el empleo que pertenece a esta última categoría.

En la segunda fase se estiman los niveles de concentración espacial por AGEB del empleo en SIC con altos niveles de educación. Para ello se calcula

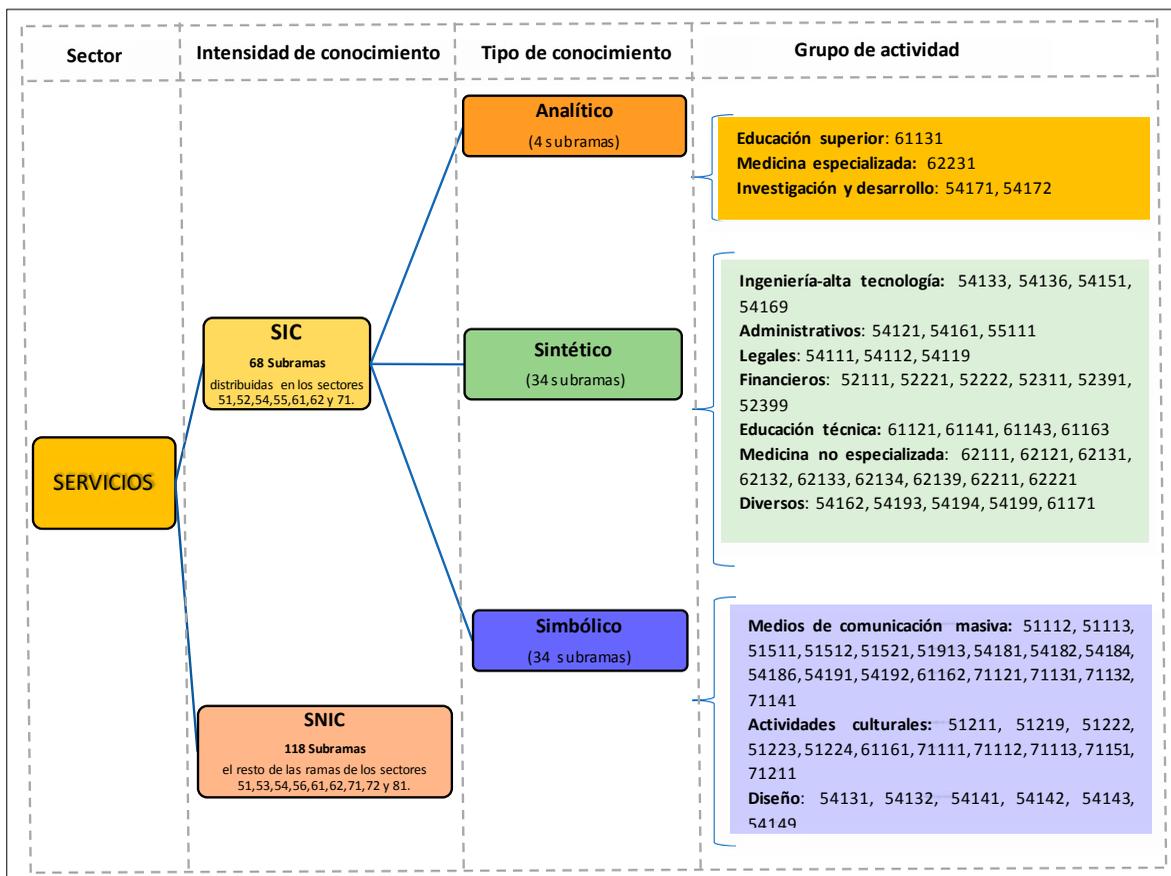


Figura 1. Clasificación de los SI. Fuente: elaboración propia a partir de Santiago (2020).

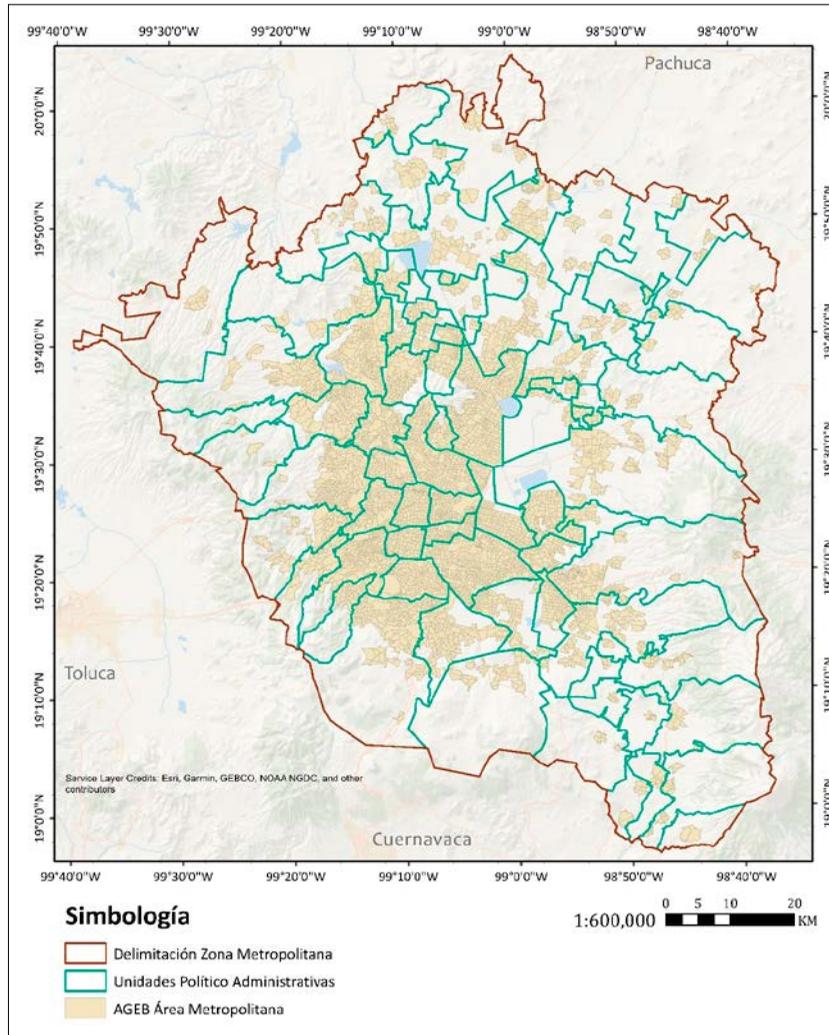


Figura 2. AMCM: distribución de AGEB, 2015. Fuente: elaboración propia con información del Marco Geoestadístico de INEGI. Delimitación zona metropolitana de México, 2015 (Sedatu et al., 2018).

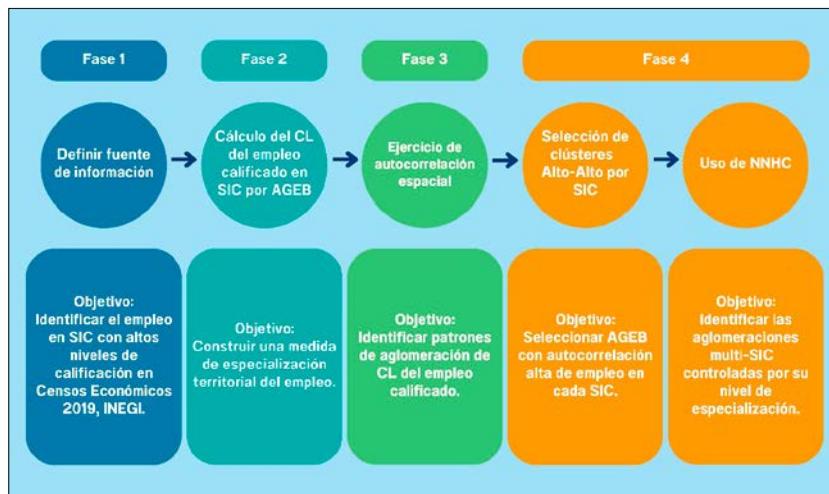


Figura 3. Estrategia de análisis. Fuente: elaboración propia.

el tradicional cociente de localización (CL).<sup>1</sup> Este indicador permite construir una medida de especialización territorial del empleo al ponderar el valor de esa variable en cada AGEB respecto al promedio de la metrópoli. Este cálculo permite conocer las AGEB con valores por arriba (especializadas) y por debajo (no especializadas) a ese promedio.

En la tercera fase se busca identificar patrones de aglomeración del empleo calificado a través del espacio metropolitano. Para ello se utilizan los resultados del CL como variable aleatoria para realizar un ejercicio de autocorrelación espacial. Esto último permite conocer las aglomeraciones estadísticamente significativas de SIC entre las AGEB. Se realiza este ejercicio debido a su naturaleza inferencial y, así, dar certeza probabilística a la identificación de clústeres univariados de escolaridad en el empleo. El ejercicio arroja dos valores:

1. Global, I de Moran, que toma valores en el intervalo (-1,1). Si  $I \approx 0$ , no existe autocorrelación espacial, lo que implica que el patrón espacial de la variable es aleatorio; si  $I \neq 0$ , indica la existencia de autocorrelación espacial y, por lo tanto, el valor de la variable se encuentra agrupado.
2. Local, LISA, muestra cartográficamente cinco categorías de aglomeraciones: 1) Alto-Alto, 2) Bajo-Bajo, 3) Bajo-Alto, 4) Alto-Bajo y 5) estadísticamente no significativos. Tales categorías son definidas a partir de los valores del CL de cada AGEB y la contigüidad de las AGEBS (para detalles de la definición de cada categoría y la técnica en general: (2020).

La cuarta fase busca identificar la existencia de aglomeraciones multi-SIC controlando por sus niveles de especialización. Se utilizan exclusivamente las AGEB que conforman los clústeres Alto-Alto del LISA al contar con altos niveles de concentración de ese tipo de empleo y ser vecinas de otras con las mismas características. Para esta última fase se utiliza la medida del 'vecino más cercano con clúster jerárquico' (NNHC, *Nearest Neighbor Hierarchical*

*Spatial Clustering*). Esta última ayuda a conocer si un conjunto de puntos se encuentra espacialmente cercano tomando como referencia una distribución aleatoria hipotética en un área determinada. Los puntos relativamente cercanos conforman un clúster de primer orden y si existe proximidad espacial entre ellos conforman uno de segundo orden. La herramienta distingue clústeres hasta de tercer orden (Villarreal *et al.*, 2016). En este trabajo el NNHC se calcula con los centroides de las AGEB de las aglomeraciones Alto-Alto del LISA. Tales puntos son procesados con el software CrimeStat el cual arroja como resultado las elipses tradicionales del NNHC (Levine, 2008). En la siguiente sección se presentan los resultados empíricos obtenidos.

## RESULTADOS: GEOGRAFÍA INTRAURBANA DE LOS SIC EN EL AMCM

### Contextualización y descriptivos

El AMCM concentra 29.65% (3.09 millones) del empleo formal (personal ocupado) del país en 2019. Tal proporción se incrementa a 36.9% al hacer referencia del empleo en SIC. Al distinguir el tipo de conocimiento que desarrollan se encuentra un primer elemento de heterogeneidad en el comportamiento de su concentración espacial. La proporción de concentración de SIC-sintético y simbólico es de 39.32 y 40.45%; en otras palabras, 4 de cada diez personas del país empleadas en ese tipo de SIC se localizan en el AMCM. Los SIC-analítico, en cambio, concentran 22.71% de su empleo nacional en la metrópoli.<sup>2</sup>

Al distinguir el empleo en SIC según su grado de escolaridad se identifica que en el AMCM esos servicios se basan principalmente en empleo con educación superior, ya que éste representa 58.6% del total ocupado en esos servicios. Tales proporciones son distintas según el tipo de conocimiento que desarrollan. SIC-analítico, sintético y simbólico reportan que 70.30, 59.29 y 50.21% de su empleo tienen escolaridad alta, respectivamente (Tabla 1). Las anteriores proporciones apuntan a que no todas

<sup>1</sup> Los detalles formales y parámetros de interpretación de los indicadores utilizados en el artículo se describen en Anexo 1.

<sup>2</sup> Los mapas con la distribución espacial del CL por AGEB y los resultados de la autocorrelación espacial en Anexo 2.

Tabla 1. México y AMCM: empleo en SIC y nivel de escolaridad, 2019.

	Nivel de escolaridad			Total	Nivel de escolaridad			Total	Nivel de escolaridad		
	Básica	Media	Superior		Básica	Media	Superior		Básica	Media	Superior
<i>Absolutos (miles)</i>											
México											
Total	10440.89	3584.23	3610.73	3245.92	100.00	34.33	34.58	31.09			
SNIC	8550.92	3391.27	3103.78	2055.86	100.00	39.66	36.30	24.04			
SIC	1889.97	192.96	506.95	1190.06	100.00	10.21	26.82	62.97			
Análítico	289.76	20.76	52.74	216.26	100.00	7.17	18.20	74.63			
Sintético	1281.87	114.52	341.51	825.85	100.00	8.93	26.64	64.43			
Simbólico	318.35	57.68	112.70	147.96	100.00	18.12	35.40	46.48			
AMCM											
Total	3095.25	848.69	1145.06	1101.51	100.00	27.42	36.99	35.59			
SNIC	2396.70	775.69	929.25	691.77	100.00	32.36	38.77	28.86			
SIC	698.56	73.00	215.81	409.74	100.00	10.45	30.89	58.66			
Análítico	65.81	6.72	12.82	46.27	100.00	10.21	19.49	70.30			
Sintético	503.98	47.49	157.66	298.83	100.00	9.42	31.28	59.29			
Simbólico	128.77	18.80	45.32	64.65	100.00	14.60	35.20	50.21			
<i>Concentración espacial (%)</i>											
AMCM											
Total	29.65	23.68	31.71	33.94							
SNIC	28.03	22.87	29.94	33.65							
SIC	36.96	37.83	42.57	34.43							
Análítico	22.71	32.37	24.32	21.39							
Sintético	39.32	41.47	46.17	36.18							
Simbólico	40.45	32.58	40.21	43.69							

Nota: la 'concentración espacial' del AMCM es con respecto al total del país.

Fuente: elaboración propia con información de INEGI (2022).

las unidades económicas de SIC están integradas completamente por individuos con altos niveles de calificación.

### Distribución espacial del empleo en SIC con educación superior

La distribución espacial del empleo en SIC con educación superior no es homogénea al interior del AMCM. Los valores del CL indican que 76.77% de las AGEB del AMCM cuentan con la presencia de por lo menos un individuo que conforma ese grupo de empleo ( $CL > 0.00$ ), 52.67% tienen valores mayores al promedio metropolitano ( $CL \geq 1.00$ ) y sólo 16.14% sobrepasan al doble el mismo promedio ( $CL \geq 2.00$ ). Los anteriores valores son relativamente similares para los SIC-sintético y sustancialmente diferentes para los SIC-analítico y simbólico (Tabla 2).

El Índice de Moran del empleo en SIC con educación superior en el AMCM es 0.040 (Tabla 3), lo que indica su patrón espacial relativamente aleatorio a través del AMCM. El cálculo del mismo índice para las tres categorías de SIC arroja resultados muy similares. En los SIC-analítico, sintético y simbólico dicho índice es 0.022, 0.051 y 0.056, respectivamente. A pesar de esa dispersión, el LISA indica la existencia de clústeres de ese tipo empleo. Tales clústeres representan 5.98% ( $n=343$ ) del total de AGEB metropolitanas. En la Figura 3-A se distingue los clústeres con altos niveles de concentración de dicho personal (Alto-Alto), las cuales se caracterizan

por ser un reducido número y sin una extendida continuidad espacial entre ellos. El cálculo del LISA según categorías de SIC indica algunas diferencias en la configuración de sus clústeres respecto a lo descrito previamente (Tabla 3).

### Clústeres multi-SIC en el espacio metropolitano

Los resultados del NNHC de las AGEB que forman la categoría Alto-Alto del LISA se presentan en la Tabla 4. Los SIC en su forma agregada configuran 13 aglomeraciones de primer orden y una de segundo orden. Las primeras tienen tres perfiles económico-espaciales según su localización en el AMCM (Figura 3-A): i) 'próximos a instituciones educativas', son clústeres de SIC contiguos a universidades (públicas y privadas) y/o centros de investigación; ii) 'zonas industriales', clústeres de SIC que tienen vecindad con parques industriales de manufacturas; y, iii) 'áreas de corporativos-oficinas', en este perfil se identifican dos tipologías; primero, los localizados en áreas que concentran corporativos o áreas administrativas de carácter central (I, III y VIII) y, segundo, los localizados en áreas residenciales periféricas (VII y IX) (Tabla 5). Estas dos últimas tipologías sugieren diferentes lógicas en las funciones de los SIC, ya que en la primera podrían estar desarrollando funciones de alcance metropolitano y/o regional, mientras que en la segunda responder a una demanda de su ámbito inmediato. La aglomeración de segundo orden se

Tabla 2. AMCM: cociente de localización (CL) del empleo en SIC con nivel de escolaridad superior por AGEB, 2019.

	Descriptivos							Según valores del CL					
								Número			%		
	Min.	Max.	Media	d.s.	Q1	Q3	IQR	<1.00	$\geq 1.00$ y <1.5	>1.5	<1.00	$\geq 1.00$ y <1.5	>1.5
SIC	0.00	2.69	0.81	0.72	0.12	1.27	1.16	2439	1170	927	42.49	20.38	16.15
Análítico	0.00	23.99	0.44	2.21	0.00	0.00	0.00	4623	46	319	80.54	0.80	5.56
Sintético	0.00	3.68	0.93	0.90	0.00	1.45	1.42	2669	1010	1309	46.50	17.60	22.80
Simbólico	0.00	17.03	0.53	1.50	0.00	0.38	0.38	4157	254	577	72.42	4.43	10.05

Nota: la diferencia de la suma del 'Número' y el total del AMCM (5740) son AGEB con valores nulos por categoría.

Fuente: elaboración propia. Los valores del CL de INEGI (2022); cartografía del Marco Geoestadístico 2016 de INEGI (<https://www.inegi.org.mx/temas/mg/>).



Tabla 4. AMCM: índice del vecino más cercano con clúster jerárquico (NNHC) de empleo en SIC con nivel de escolaridad superior, 2019.

	Total <sup>1</sup>	Aglomeraciones			Distancia media del vecino más cercano (m)	Desviación estándar (m)	Índice del vecino más cercano (NNI)
		Núm. de AGEB	Primer orden	Segundo orden			
SIC	85	73	13	1	1848.75	3692.53	0.49
Analítico	39	30	7	0	2256.20	3538.83	0.67
Sintético	111	87	14	1	1765.20	3588.72	0.50
Simbólico	99	84	11	1	1664.15	4493.30	0.57

<sup>1</sup> Son las AGEB que conforman los clústeres Alto-Alto (AA) en la Tabla 3.

Fuente: elaboración propia con información de la Tabla 3.

conforma básicamente por los clústeres de oficinas-corporativos (Figura 3-A, elipse A y Tabla 5).

El NNHC de cada categoría de SIC permite identificar particularidades en su lógica espacial. En los SIC-analítico existen siete aglomeraciones de primer orden, las cuales pueden clasificarse en los mismos tres perfiles descritos previamente, aunque su localización y extensión no son necesariamente

las mismas a las descritas antes (Figura 3-B). Los clústeres de SIC-analíticos son: i) 'próximos a instituciones educativas'; ii) 'zonas industriales', y iii) 'áreas de corporativos-oficinas'. En este último caso son únicamente clústeres localizados en el centro del AMCM, lo que permite suponer desarrollan funciones de carácter central. La ausencia de aglomeraciones de segundo orden en esta catego-

Tabla 5. AMCM: perfil económico-espacial de aglomeraciones del NNHC de SIC con nivel de escolaridad superior, 2019.

Perfil económico-espacial						
Clústeres						
	<i>Próximos a instituciones de educación superior y centros de investigación</i>	<i>Áreas de oficinas-corporativos</i>	<i>Zonas industriales</i>	<i>Hospitales</i>	<i>Turístico-Amenidades</i>	<i>Medios de comunicación</i>
SIC	Instituto Tecnológico de Monterrey (II)	Condesa-Insurgentes-Roma Sur-Narvarte (I)	Cuamatla (X)			
	Instituto Politécnico Nacional (IV)	Polanco (III)				
	Lomas de San Ángel (VI)	Zona de las Lomas de Chapultepec (VIII)				
	Universidad Autónoma de la Ciudad de México (XII)	Tizayuca (IX)				
	Instituto Tecnológico de Monterrey Sur (V)	Arboledas (VII)				
	Centros educativos Chalco (XI)					

Tabla 5. Continuación.

		Perfil económico-espacial	
		Clústeres	
<i>Análítico</i>	Instituto Tecnológico de Monterrey Sur-Zona de Hospitales (I)	Condesa-Chapultepec (IV)	Cuautitlán (III)
	Instituto Politécnico Nacional (II)	Zona Centro-Viaducto Piedad (V)	Área Industrial Tlanepantla (VII)
	Texcoco-Chapingo (VI)		
<i>Sintético</i>	Tecnológico de Monterrey Estado de México-Bosques del Lago (I)	Santa Fe-Tecnológico de Monterrey-Universidad Anáhuac Campus Sur (IV)	Barrientos (X)
	Tecnológico de Monterrey Sur (VIII)	Polanco (XII)	Atenco-Chiconcuac (XIII) Ixtapaluca (V)
	Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec (XIV)	Anzures-Roma Sur-Narvarte (IX)	Las Huertas-Tlatilco (VI) Chalco (VII)
	Universidad Marista-Instituto Tecnológico Tláhuac (III)	Fuentes del Pedregal (XI)	
	Iztapalapa (II)		
<i>Simbólico</i>	Av. Tlalpan Sur (VII)	Condesa-Chapultepec (I)	Coyoacán-Letrán-Churubusco (II)
		Polanco-Tacuba-Agricultura (IV)	San Ángel-Tlacopac (III) Pedregal-Ajusco (VIII)
		San Jerónimo (V)	Centro-Santa Anita (IX)
		Condesa-Doctores (VI)	Aragón (X)
			Ciudad Deportiva (XI)

Nota: En gris las aglomeraciones de primer orden que agrupan las aglomeraciones de segundo orden según resultados del NNHC.

Fuente: elaboración propia con base a la información de la Tabla 4 y la Figura 3.

pales aspectos que resaltar. Primero, 58.6% de ese empleo cuenta con educación superior, lo cual es ligeramente menor al promedio nacional (62.97%). Al distinguir el tipo de conocimiento

que desarrollan esos servicios (analítico, sintético y simbólico) se encuentra que los SIC-analítico son los de mayor uso de ese tipo de empleo, lo cual tiene cierta lógica si se consideran las funciones que

ría es un indicador de su dispersión en el AMCM (Tabla 5).

Los SIC-simbólico conforman 11 aglomeraciones de primer orden y una de segundo orden (Figura 3-C). Estas aglomeraciones corresponden a cuatro perfiles económico-espaciales, según su localización: i) 'próximos a instituciones educativas'; ii) 'áreas de corporativos-oficinas'; iii) 'turísticos-amenidades' y iv) 'clústeres de medios de comunicación'. Las dos primeras son similares a las indicadas en la categoría anterior. La tercera son áreas que concentran patrimonio histórico o facilidades urbanas (zoológicos, parques, museos y áreas de consumo) y la cuarta oficinas de radio y televisión (Tabla 5). Las aglomeraciones II, III, V, VII, y VIII configuran un corredor que vincula el área del Pedregal-Letrán-Coyoacán-Taxqueña. Los clústeres I, IV y VI forman una "herradura" entre el área de Chapultepec-Condesa-Roma-Polanco. Los clústeres IX y XI se agrupan en la zona central de la ciudad. La aglomeración de segundo orden son clústeres con un perfil orientado a las actividades turístico-amenidades.

En los SIC-sintético se identifican 14 aglomeraciones de primer orden y una de segundo orden. Hay dos rasgos que destacar de ellas (Figura 3-D). Primero, la mayor parte de las aglomeraciones de primer orden están próximas a 'instituciones educativas' (públicas y privadas) y 'áreas de corporativos-oficinas' centrales. Segundo, la vecindad de clústeres de SIC-sintético con hospitales de especialidades públicos o privados localizados en áreas periféricas de la metrópoli definidos como 'hospitales'. Este último conjunto de aglomeraciones sugiere la existencia de sinergias entre servicios técnicos profesionales y servicios de salud. La aglomeración de segundo orden en el sur-poniente del AMCM se conforma básicamente por SIC-sintéticos en áreas de oficinas-corporativos (Tabla 5).

La lectura conjunta de la organización de los clústeres de SIC (analítico, sintético y simbólico) permite identificar áreas de la ciudad donde conviven ese tipo de servicios o la conformación de clústeres multi-SIC, como se ha definido en este trabajo. Estas últimas agrupaciones ocurren principalmente en el sur-poniente y la periferia del AMCM (Figura 4).

Los hallazgos del presente trabajo dialogan con estudios previos sobre SIC en la AMCM en dos vertientes. La primera, reafirma la identificación de patrones policéntricos y de dispersión sobre algunos tipos de SIC y su interacción con la infraestructura urbana. En esta vertiente los resultados de aglomeración espacial de SIC-simbólico y la conformación de clústeres multi-SIC vinculados a este tipo de servicios converge con los hallazgos de Alvarez-Lobato et al. (2023) en cuanto al patrón policéntrico de estos servicios. Al mismo tiempo, se encuentran similitudes con lo propuesto por Pérez Campuzano (2021) en torno a la asociación espacial entre la localización de SIC creativos con la infraestructura urbana, indispensable para la realización de sus actividades.

La segunda vertiente apunta a nuevos hallazgos en comparación con los trabajos antes mencionados. Dichos hallazgos se basan en la implementación de variables enfocadas a la cualificación del empleo en los SIC, en lugar de la localización de establecimientos económicos. Así, mientras los ejercicios de Alvarez-Lobato et al. (2023), Pérez Campuzano (2021) y Vilchis-Mata et al. (2021) han identificado patrones de aglomeración de SIC vinculados a centros de negocios, como Santa Fe, o corredores intraurbanos, tales como avenida Insurgentes o Calzada de Tlalpan. En este sentido, los SIC-analítico se asocian a dichos espacios. Sin embargo, el comportamiento de los clústeres de alta calificación en los SIC muestra patrones que no corresponden al patrón cuando solo se observan los establecimientos. Así, el presente trabajo muestra las aglomeraciones hacia áreas del AMCM vinculadas con zonas industriales y universidades en la zona norte de la ciudad, o bien, en el sur hacia la zona de institutos de investigación del sector salud. En la subsiguiente sección se formulan algunas reflexiones sobre los anteriores resultados.

## DISCUSIÓN Y REFLEXIONES FINALES

En este artículo se analiza la distribución espacial del empleo en SIC que cuenta con nivel de escolaridad alto en el AMCM (Área Metropolitana de la Ciudad de México) en 2019. Hay dos princi-

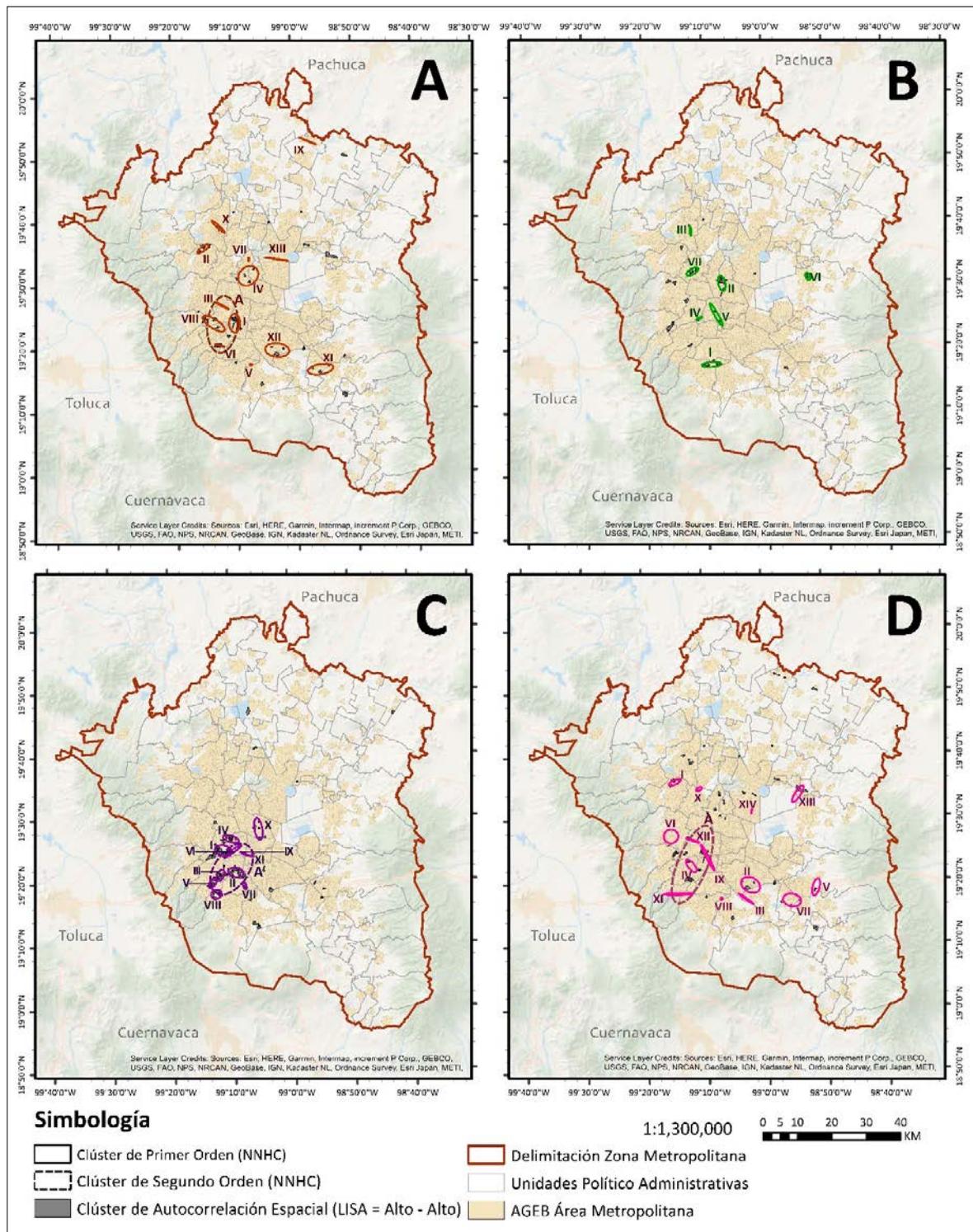


Figura 4. AMCM: aglomeraciones de clústeres de alta concentración de SIC y categorías según NNHC. Fuente: elaboración propia con información de INEGI (2022). Nota: A=SIC, B=Analítico, C=Simbólico, D=Sintético.

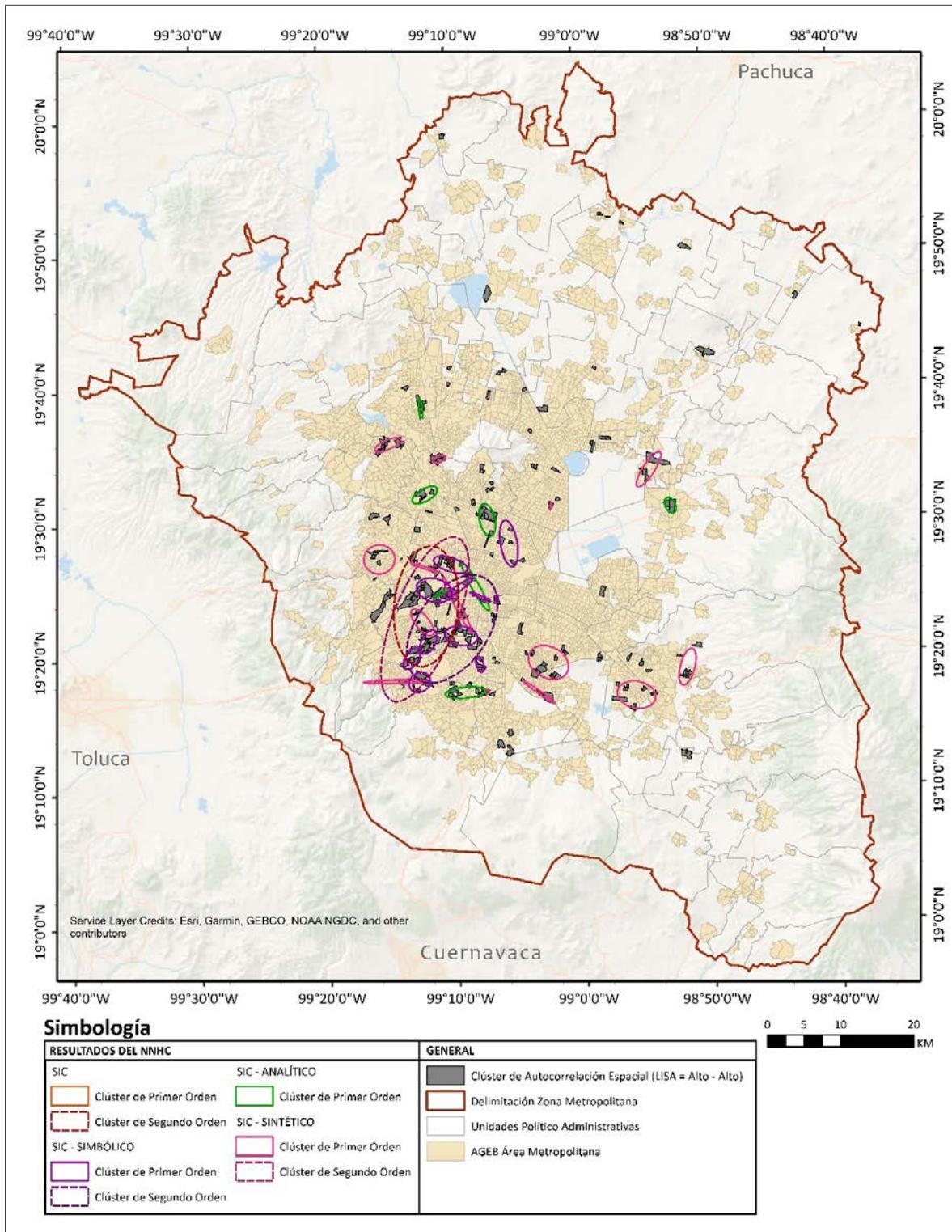


Figura 5. AMCM: sobreposición de aglomeraciones de SIC. Fuente: elaboración propia con información de INEGI.

desarrollan. Estas proporciones apuntan a que, por lo menos en el AMCM, no todo el empleo formal en SIC tiene altos niveles de educación, lo que podría ayudar a explicar los niveles de productividad de esos servicios en la metrópoli nacional (Graizbord y Santiago, 2020).

Segundo, la distribución espacial de dicho empleo tiene un patrón espacial relativamente aleatorio en el espacio metropolitano. Las tres categorías de SIC siguen ese mismo patrón, con sutiles diferencias entre ellas. SIC-simbólico y sintético son los que tienen apenas mayores niveles de concentración espacial respecto a los analítico. Estos resultados sugieren que, en principio, se trata de un empleo que no depende de la proximidad espacial para el intercambio de conocimiento entre ellos y posiblemente su actividad está basada principalmente en el acceso a un conocimiento codificado, lo cual varía ligeramente entre categoría de SIC.

El ejercicio de autocorrelación espacial indica la existencia de clústeres de altos valores de concentración de ese mismo tipo de empleo. Estos clústeres se caracterizan por estar conformados por un reducido número de AGEB y por su relativa dispersión metropolitana. Cada categoría de SIC presenta diferencias en la organización espacial de dichos clústeres. En general, los SIC-analíticos se localizan en la periferia, mientras que los SIC-sintético y simbólico lo hacen al sur-poniente del AMCM.

El análisis conjunto de los clústeres de las tres categorías permite identificar la configuración dos corredores donde conviven altas concentraciones de ellas; es decir, corredores multi-SIC: i) Pedregal-Letrán-Coyoacán-Taxqueña y ii) Chapultepec-Condessa-Roma-Polanco. Esos clústeres están colocalizados o tienen cierta proximidad espacial a instituciones de educación superior o centros de investigación, oficinas-corporativos, zonas industriales, hospitales de especialidades, áreas turísticas-amenidades urbanas y medios de comunicación. Aunque la estrategia metodológica del trabajo permite identificar los anteriores clústeres deja de lado AGEB con altos niveles de concentración relativa de ese tipo de empleo cuyas unidades espaciales contiguas no tuvieron altos valores estadísticamente significativos, por ejemplo, la Universidad Nacio-

nal Autónoma de México (UNAM). Estudiar estas últimas escapa de los alcances del artículo, pero su análisis incluso puede derivar en el diseño de políticas públicas.

Los clústeres y sus agrupaciones descritas previamente son un indicador del peso que tiene el conocimiento tácito en su conformación. El acceso a ese conocimiento les demanda sostener ciertos niveles de proximidad espacial y localizarse en áreas de la ciudad que les ofrezcan las condiciones para que ocurran sinergias de aprendizaje (Buzard *et al.*, 2020; Croce *et al.*, 2017), lo cual ocurre a pesar de la actual eficiencia de las tecnologías de la comunicación. La combinación de los tres tipos de conocimiento en dichas aglomeraciones, sumada a su colocalización con otras actividades económicas, sugiere que dichas sinergias ocurren por dos frentes: i) entre categorías de SIC y ii) entre esos servicios y otro tipo de actividades económicas. Los alcances de este trabajo no permiten corroborar empíricamente esta última observación, pero abre la puerta para ello al identificar puntualmente las concentraciones espaciales donde ocurren tales sinergias.

Los anteriores resultados confirman que los SIC no son un grupo homogéneo de actividades (Shearmur y Alvergne, 2002). Las características de su estructura educativa y sus particularidades en el ámbito metropolitano, las cuales varían según el tipo de conocimiento que desarrollan, son indicadores de la existencia de distintos segmentos de esos servicios llevando a cabo diferentes tipos de operaciones con particulares condiciones económico-espaciales. Este resultado apoya el supuesto teórico que guía el desarrollo del trabajo al aportar evidencia sobre distintos requerimientos de proximidad según el tipo de conocimiento que desarrollan los SIC. Se identifica que al interior de cada categoría hay segmentos con funciones y necesidades diferentes que no permiten generalizar completamente su comportamiento espacial. El análisis de tales segmentos requiere un análisis cualitativo que permita diferenciar las funciones que llevan a cabo dentro de los procesos productivos, sumado a cómo hacen uso del espacio urbano. Realizar esto último es una asignatura pendiente que puede enriquecerse contrastando ciudades con

estructuras urbanas distintas al AMCM. Finalmente, en términos de política pública los clústeres y corredores identificados en este trabajo pueden servir como detonantes del desarrollo de la economía del conocimiento metropolitana.

## REFERENCIAS

- Acemoglu, D. (2002). Directed Technical Change. *The Review of Economic Studies*, 69(4), 781-809. <http://www.jstor.org/stable/1556722>
- Alvarez-Lobato, J. A., Cabrera-Pereyra, A., y Garrocho, C. (2023). The clustering of knowledge-intensive business services in Greater Mexico City 2010 through 2020. *Papers in Applied Geography*, 9(2), 193-213. <https://doi.org/10.1080/23754931.2023.2164938>
- Amancio, I. R., Mendes, G. H. de S., Moralles, H. F., Fischer, B. B., y Sisti, E. (2022). The interplay between KIBS and manufacturers: A scoping review of major key themes and research opportunities. *European Planning Studies*, 30(10), 1919-1941.
- Anselin, L. (2020). *Local Spatial Autocorrelation. GeoDa. An Introduction to Spatial Data Science*. [https://geodacenter.github.io/workbook/6a\\_local\\_auto/lab6a.html](https://geodacenter.github.io/workbook/6a_local_auto/lab6a.html)
- Antonelli, C., Orsatti, G., y Pialli, G. (2023). The knowledge-intensive direction of technological change. *Eurasian Business Review*, 13(1), 1-27. <https://doi.org/10.1007/s40821-022-00234-z>
- Arauzo-Carod, J.-M., Coll-Martínez, E., y Méndez-Ortega, C. (2017). Aglomeración de sectores intensivos en conocimiento: una aproximación intraurbana. *Papeles de Economía Española*, 153, 110-126.
- Arrow, K. J. (1962). The Economic Implications of Learning by Doing. *The Review of Economic Studies*, 29(3), 155-173. <https://doi.org/10.2307/2295952>
- Asheim, B. (2012). Innovating: Creativity, innovation and the role of cities in the globalizing knowledge economy. *Building Prosperous Knowledge Cities: Policies, Plans and Metrics*, 3-23. <https://doi.org/10.4337/9780857936035.00009>
- Asheim, B., y Gertler, M. (2006). The Geography of Innovation: Regional Innovation Systems. In F. Jan, M. David, y N. Richard (Eds.), *The Oxford handbook of innovation* (vol. 1, pp. 291-317). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxford-hb/9780199286805.003.0011>
- Asheim, B., y Hansen, H. K. (2009). Knowledge base, talents, and contexts: On the usefulness of the creative class approach in Sweden. *Economy Geography*, 85(4), 425-442.
- Avent, R. (2017). *The wealth of human. Work and its absence in the Twenty-first Century*. Penguin Books.
- Bathelt, H., Malmberg, A., y Maskell, P. (2004). Clusters and knowledge: Local buzz, global pipelines and the process of knowledge creation. *Progress in Human Geography*, 28(1), 31-56. <https://doi.org/10.1191/0309132504ph469oa>
- Boschma, R. (2005). Proximity and Innovation: A Critical Assessment. *Regional Studies*, 39(1), 61-74. <https://doi.org/10.1080/0034340052000320887>
- Brenner, T., Capasso, M., Duschl, M., Frenken, K., y Treibich, T. (2018). Causal relations between knowledge-intensive business services and regional employment growth. *Regional Studies*, 52(2), 172-183. <https://doi.org/10.1080/00343404.2016.1265104>
- 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 RyD labs and patent citations. *Regional Science and Urban Economics*, 81, 103490.
- Chen, Y., Zhou, R., y Zhou, Y. (2022). Analysis of Critical Factors for the Entrepreneurship in Industries of the Future Based on DEMATEL-ISM Approach. *Sustainability (Switzerland)*, 14(24). <https://doi.org/10.3390/su142416812>
- Croce, G., di Porto, E., Ghignoni, E., y Ricci, A. (2017). Agglomeration and workplace training: knowledge spillovers versus poaching. *Regional Studies*, 51(11), 1635-1651. <https://doi.org/10.1080/00343404.2016.1230270>
- Daniels, P. W. (2004). Reflections on the "old" economy, "new" economy, and services. *Growth and Change*, 35(2), 115-138. <https://doi.org/10.1111/j.0017-4815.2004.00242.x>
- Desrochers, P. (2001). Geographical Proximity and the Transmission of Tacit Knowledge. *The Review of Austrian Economics*, 14(1), 25-46. <https://doi.org/10.1023/A:1007803520748>
- Drucker, P. F. (1994). *Post-Capitalist Society*. Business Harper.
- Duvivier, C., y Polèse, M. (2018). The great urban techno shift: Are central neighbourhoods the next silicon valleys? Evidence from three Canadian metropolitan areas. *Papers in Regional Science*, 97(4), 1083-1111. <https://doi.org/10.1111/pirs.12284>
- Florida, R. (2005). *Cities and the Creative Class*. Routledge.
- Florida, R. (2017). *The New Urban Crisis: How our cities are increasing inequality, deepening segregation, and failing the middle class-and what can do about it*. Basic Books.
- 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>
- 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>
- Glückler, J., y Hammer, I. (2013). A New Service Typology: Geographical Diversity and Dynamics of the German Service Economy. In J. R. Cuadrado-Roura (Ed.), *Service Industries and Regions* (pp. 339-364). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-35801-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-35801-2_14)
- Graizbord, B., y Santiago, L. E. (2020). Are Knowledge-Intensive Services an Urban Growth Factor in the Global Periphery? (Un)Fulfilled Possibilities in the Large Metropolitan Areas of Mexico. *Urban Science*, 4(4), 58. <https://doi.org/10.3390/urbansci4040058>
- Howells, J. (2002). Knowledge, innovation and location. En J. Bryson, P. Daniels, N. Henry, y J. Pollard (Eds.), *Knowledge, space, economy* (pp. 50-62). Routledge.
- INEGI. (2020). *Censos económicos 2019. Metodología*. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. [https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva\\_estruc/702825196530.pdf](https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825196530.pdf)
- INEGI. (2022, noviembre). *LM-727: Las industrias del futuro en México: Servicios Intensivos en Conocimiento en las ciudades de México*. <https://inegi.org.mx/programas/ce/2019/#microdatos>
- Lee, J., y Jung, S. (2020). Industrial land use planning and the growth of knowledge industry: Location pattern of knowledge-intensive services and their determinants in the Seoul metropolitan area. *Land Use Policy*, 95, 104632. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104632>
- Levine, N. (2008). CrimeStat: A Spatial Statistical Program for the Analysis of Crime Incidents. In S. Shekhar y H. Xiong (Eds.), *Encyclopedia of GIS* (pp. 187-193). Springer US. [https://doi.org/10.1007/978-0-387-35973-1\\_229](https://doi.org/10.1007/978-0-387-35973-1_229)
- López, A., y Ramos, D. (2013). ¿Pueden los servicios intensivos en conocimiento ser un nuevo motor de crecimiento en América Latina? *Revista Iberoamericana de Ciencia, Tecnología y Sociedad - CTS*, 8(24), 81-113. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=92429917006>
- Lundvall, B.-åke, y Johnson, B. (1994). The Learning Economy. *Journal of Industry Studies*, 1(2), 23-42. <https://doi.org/10.1080/13662719400000002>
- Malecki, E. J. (2010). Everywhere? The geography of knowledge. *Journal of Regional Science*, 50(1), 493-513. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2009.00640.x>
- Maskell, P. (2001). Towards a Knowledge-based Theory of the Geographical Cluster. *Industrial and Corporate Change*, 10(4), 921-943. <https://doi.org/10.1093/icc/10.4.921>
- Miles, I. (2005). Innovation in services. In F. Jan y M. David C. (Eds.), *The Oxford handbook of innovation* (pp. 433-458). Oxford University Press.
- Miles, I. (2011). From knowledge-intensive services to knowledge-intensive service systems. *International Journal of Services Technology and Management*, 16(2), 141-159.
- Mudambi, R. (2008). Location, control and innovation in knowledge-intensive industries. *Journal of Economic Geography*, 8(5), 699-725.
- Muñiz, I., y García-López, M. Á. (2010). The polycentric knowledge economy in Barcelona. *Urban Geography*, 31(6), 774-799. <https://doi.org/10.2747/10272-3638.31.6.774>
- Pajejić, F., y Shearmur, R. G. (2017). Catch Me if You Can: Workplace Mobility and Big Data. *Journal of Urban Technology*, 24(3), 99-115. <https://doi.org/10.1080/10630732.2017.1334855>
- Pérez Campuzano, E. (2021). Localización de empresas de Servicios Intensivos en Conocimiento en la Zona Metropolitana del Valle de México. *Investigaciones Geográficas*, 105, 1-16. <https://doi.org/10.14350/ig.60255>
- Polanyi, M. (1966). *The tacit dimension*. The University of Chicago.
- Ross, A. (2016). *The industries of the future*. Simon y Schuster.
- Santiago, L. E. (2020). The industries of the future in Mexico: Local and non-local effects in the localization of "knowledge-intensive services." *Growth and Change*, 51(2), 584-606. <https://doi.org/10.1111/grow.12368>
- SEDATU, CONAPO, y INEGI. (2018). *Sistema Urbano Nacional 2018*. <https://www.gob.mx/conapo/documentos/sistema-urbano-nacional-2018>
- Shearmur, R. (2012). The Geography of Intrametropolitan KIBS Innovation: Distinguishing Agglomeration Economies from Innovation Dynamics. *Urban Studies*, 49(11), 2331-2356. <https://doi.org/10.1177/0042098011431281>
- Shearmur, R., y Alvergne, C. (2002). Intrametropolitan Patterns of High-order Business Service Location: A Comparative Study of Seventeen Sectors in Ile-de-France. *Urban Studies*, 39(7), 1143-1163. <https://doi.org/10.1080/00420980220135536>
- Simmie, J., y Strambach, S. (2006). The contribution of KIBS to innovation in cities: an evolutionary and institutional perspective. *Journal of Knowledge Management*, 10(5), 26-40. <https://doi.org/10.1108/13673270610691152>
- Smętkowski, M., Celińska-Janowicz, D., y Wojnar, K.

- (2021). Location patterns of advanced producer service firms in Warsaw: A tale of agglomeration in the era of creativity. *Cities*, 108, 102937. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102937>
- Solis, E., Karimi, K., García, I., y Mohino, I. (2021). Knowledge Economy Clustering at the Intra-metropolitan Level: Evidence from Madrid. *Journal of the Knowledge Economy*. <https://doi.org/10.1007/s13132-021-00748-3>
- Vilchis-Mata, I., Garrocho-Rangel, C., y Chávez-Soto, T. (2021). Dinámica del empleo en sectores intensivos en uso del conocimiento en la Megalópolis del Valle de México, 2014-2018. *Revista de Geografía Norte Grande*, 251(79), 229-251. <https://doi.org/10.4067/s0718-34022021000200229>
- Villarreal, A., Gasca, F. M., y Flores, M. A. (2016). Patrones de aglomeración espacial de la industria creativa en el Área Metropolitana de Monterrey. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 31(2), 331-383. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=31245858003>
- Wagner, M., y Growe, A. (2019). Regional Urbanization and Knowledge-Intensive Business Activities (KIBS): An Example of Small and Medium-Sized Cities in the Greater Stuttgart Region (Germany). *Urban Science*, 4(1), 1. <https://doi.org/10.3390/urbansci4010001>
- Yamamura, S., y Goto, H. (2018). Location patterns and determinants of knowledge-intensive industries in the Tokyo Metropolitan Area. *Japan Architectural Review*, 1(4), 443-456. <https://doi.org/10.1002/2475-8876.12039>
- Ženka, J., Slach, O., y Ivan, I. (2020). Spatial patterns of knowledge-intensive business services in cities of various sizes, morphologies and economies. *Sustainability*, 12(5), 1-19. <https://doi.org/10.3390/su12051845>

## ANEXO 1. FORMULAS Y PARÁMETROS DE INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

### Cociente de Localización (CL)

Para conocer los niveles de concentración espacial del empleo en SIC con educación superior se utiliza el CL, cuya expresión matemática es:

$$CL_{ijk} = \frac{e_{ij}/e_j}{E_i/E} \quad (1)$$

Donde: CL = cociente de localización del SIC i (analítico, simbólico, sintético) en la AGEB j en el nivel educativo k (alto);  $e_{ij}$  = empleo en el grado de escolaridad alto, en el SIC i en la AGEB j;  $e_j$  = total del empleo en SIC en la AGEB j;  $E_i$  = empleo en el grado de escolaridad alto en el SIC i en el AMCM;  $E$  = total del empleo en SIC del AMCM.

Un CL igual a 1.00 significa que la actividad está exactamente representada en la misma proporción del promedio del AMCM y más de 1.00 indica que la AGEB tiene más que su "parte justa". Cuanto mayor sea el valor del CL mayor será el grado de concentración del empleo i en una AGEB j. Si el CL es menor de la unidad quiere decir que la actividad esta subrepresentada en esa AGEB.

### Autocorrelación espacial

El indicador global, I de Moran, formalmente se expresa:

$$I \text{ de Moran Global} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{i \neq j}^n W_{ij}} \quad (2)$$

El indicador local, LISA, es producto de:

$$I \text{ de Moran Local} = \frac{(x_i - \bar{x})}{m_0} \sum_j W_{ij} (x_j - \bar{x}), \quad (3)$$

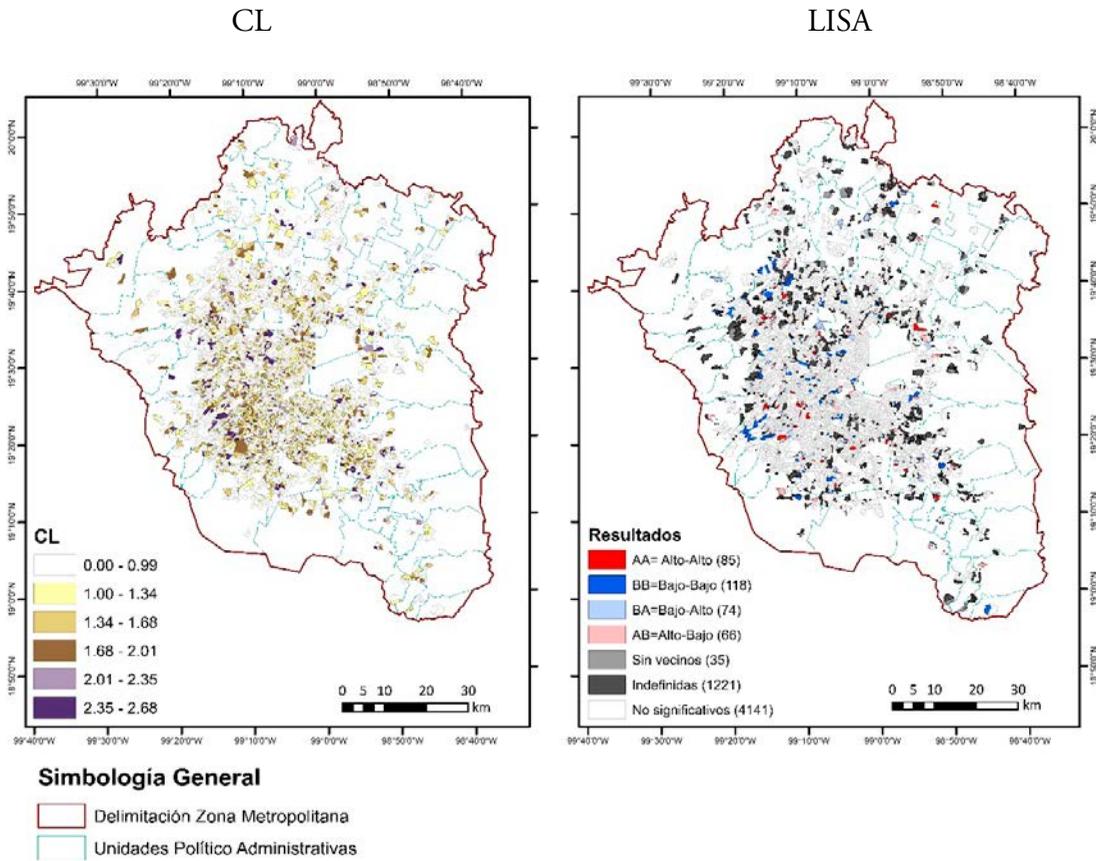
$$m_0 = \sum_i (x_i - \bar{x})$$

Donde: n es el número de AGEB;  $x_i$  y  $x_j$  son los valores del CL en i y j;  $\bar{x}$  es la media del CL en las AGEB analizadas;  $W_{ij}$  es la matriz espacial construida a partir de un criterio de contigüidad tipo 'reina' (*queen*) de primer orden; y S es la desviación estándar del CL en el área metropolitana. El índice I de Moran, local y global, toma valores en el intervalo (-1,1). Si  $I \approx 0$ , no existe autocorrelación espacial, lo que implica que el patrón espacial de la variable es aleatorio; si  $I \neq 0$ , indica la existencia de autocorrelación espacial y, por lo tanto, el valor de la variable se encuentra agrupado. El índice permite identificar cinco categorías de aglomeración, a posteriori del cálculo del indicador:

1. *Alto-Alto*. AGEB que reportan valores altos del CL vecinas de AGEB con valores altos en este mismo atributo.
2. *Bajo-Bajo*. AGEB que presentan valores bajos del CL y son vecinas de AGEB que también tienen valores bajos de ese mismo indicador.
3. *Bajo-Alto*. AGEB con valores bajos, aunque sus vecinos tienen valores altos del mismo atributo.
4. *Alto-Bajo*. AGEB que tienen CL altos y que se encuentran rodeadas de AGEB cuyos valores del atributo son bajos.
5. *Estadísticamente no significativos*. AGEB que no se puede determinar estadísticamente el nivel de aglomeración en ellas.

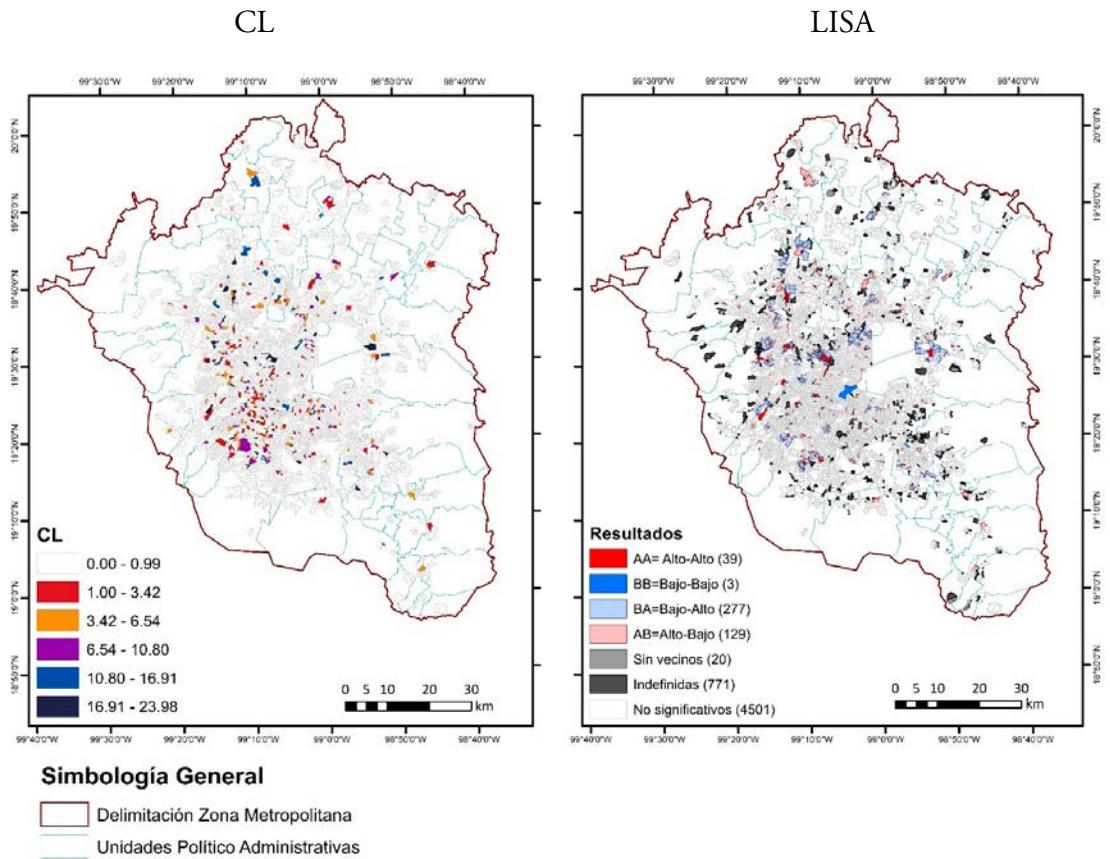
## ANEXO 2. CARTOGRAFÍA DE RESULTADOS

**Mapa A1.** Resultados de cálculos del Cociente de Localización (CL) e Índice de Autocorrelación Espacial Local (LISA) de Servicios Intensivos en Conocimiento (SIC).



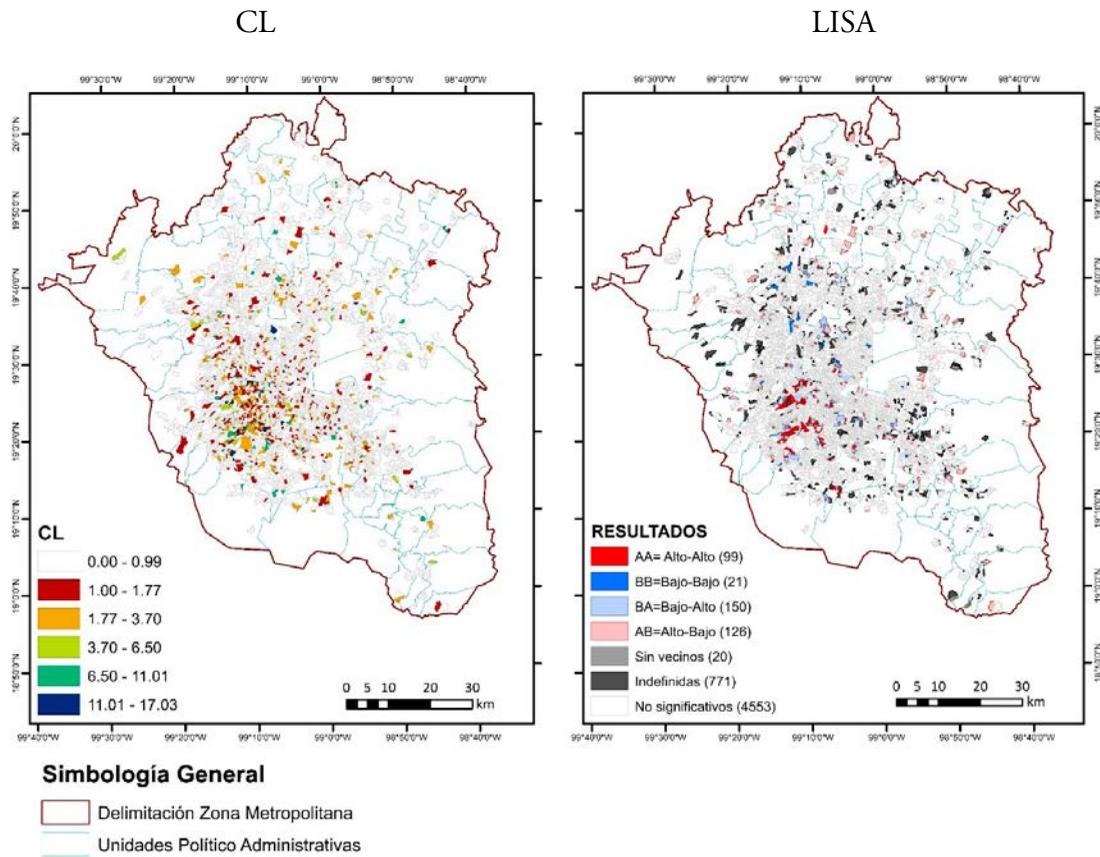
Fuente: elaboración propia con información de microdatos del Censo Económico 2019, INEGI. Proyecto LM-727 “Las Industrias del Futuro en México”.

**Mapa A2.** Resultados de cálculos del Cociente de Localización (CL) e Índice de Autocorrelación Espacial Local (LISA) de Servicios Intensivos en Conocimiento Analítico (SIC-analítico)



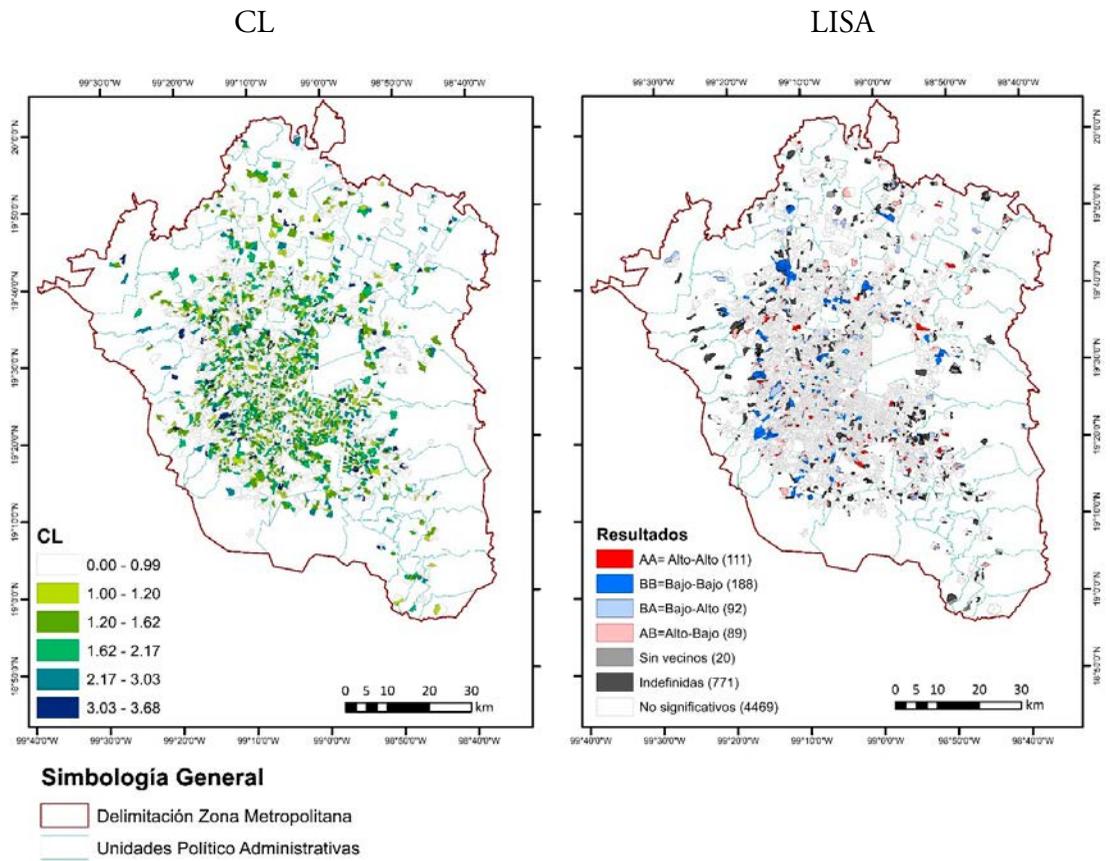
Fuente: elaboración propia con información de microdatos del Censo Económico 2019, INEGI. Proyecto LM-727 “Las Industrias del Futuro en México”.

**Mapa A3.** Resultados de cálculos del Cociente de Localización (CL) e Índice de Autocorrelación Espacial Local (LISA) de Servicios Intensivos en Conocimiento Simbólico (SIC-simbólico).



Fuente: elaboración propia con información de microdatos del Censo Económico 2019, INEGI. Proyecto LM-727 “Las Industrias del Futuro en México”.

**Mapa A4.** Resultados de cálculos del Cociente de Localización (CL) e Índice de Autocorrelación Espacial Local (LISA) de Servicios Intensivos en Conocimiento Sintético (SIC-sintético).



Fuente: elaboración propia con información de microdatos del Censo Económico 2019, INEGI. Proyecto LM-727 "Las Industrias del Futuro en México".