



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE POSGRADO EN ECONOMÍA
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

Efectos espaciales en la productividad de las empresas agroalimenticias en las zonas metropolitanas del centro de México, 2004 – 2019

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO ACADÉMICO DE:
MAESTRO EN ECONOMÍA

PRESENTA:

Alejandro Muñoz Fernández

TUTOR PRINCIPAL:

Dr. Miguel Ángel Mendoza González
Posgrado en Economía, UNAM

MIEMBROS DEL JURADO:

Mtro. José Antonio Huitrón Mendoza
Facultad de Economía, UNAM
Dr. Roldán Andrés Rosales
Facultad de Estudios Superiores Cuautitlán, UNAM
Dr. Luis Quintana Romero
Facultad de Estudios Superiores Acatlán, UNAM
Dr. Marcos Valdivia López
Centro Regional de Investigaciones Multidisciplinarias, UNAM

Ciudad Universitaria, Ciudad de México, febrero de 2023.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

A mis padres y hermanas por su apoyo incondicional en cualquier momento. A mis tíos que me brindaron un segundo hogar en mis viajes a CDMX: Ana María, Begoña, Rosalba, Juan Ramón, Adriana y Pablo.

Aprovecho este espacio para reconocer el apoyo de las instituciones que me permitieron realizar estudios de posgrado: al Programa de Posgrado en Economía de la UNAM, por su confianza para aceptarme como estudiante y al cuerpo docente de calidad que lo integra por sus valiosos conocimientos. Al Programa de Becas de Posgrado de CONACyT que financió por dos años mis estudios de maestría. A la doctora Natalia Volkow y su equipo en la Dirección de Acceso a Microdatos de INEGI por facilitarme el acceso a la información de los censos económicos.

Un especial agradecimiento a mi tutor, Miguel Ángel, por su invaluable guía y tiempo por más de un año de constantes revisiones y por el aprendizaje que pude adquirir en sus clases en el área de economía urbana y regional. A los sinodales por compartir su conocimiento en la mejor disposición, esta investigación tuvo una notable mejora a partir de sus recomendaciones.

A Rafael Bouchain y José Ramón Guzmán, por vincularme como becario en el IIEc y con ello poder aprender sobre investigación económica y animarme a dar el paso a postular a la maestría.

Al Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación e Innovación Tecnológica (PAPIIT) IN308721 con nombre “políticas públicas de reactivación y reestructuración económica urbana en México ante impactos económicos y sociales de la COVID-19 en México” de la UNAM.

A mis compañeros del IIEc, por ser un grupo unido y por los buenos momentos, a pesar de la distancia que impuso la pandemia.

A Liz por su cariño, acompañamiento y apoyo en este proceso.

¡Gracias a todos!

Índice general

1	Introducción.....	4
2	Antecedentes y elementos teóricos para el análisis de la productividad en entornos localizados.....	6
2.1	Economías de la proximidad y de localización en ciudades y zonas metropolitanas	6
2.1.1	Economías de la proximidad	6
2.1.2	Economías de localización	8
2.2	Estudios con aplicaciones de efectos espaciales en empresas agroalimenticias y no agroalimenticias	10
2.3	Sector agroalimenticio	11
2.3.1	Sistemas Agroalimentarios Localizados (SIAL)	11
3	Región, sector de estudio y tendencias	12
3.1	Definición de región: en torno a zonas metropolitanas	12
3.2	Ramas económicas de la industria agroalimenticia	14
3.3	Estadísticos básicos de la industria agroalimenticia	15
3.3.1	Producción.....	15
3.3.2	Matriz de insumo producto	15
3.3.3	Empleo.....	18
3.3.4	Productividad del empleo: estadísticos e indicadores regionales	19
4	Construcción, tendencias de las variables e indicadores de proximidad.....	28
4.1	Empresas agroalimenticias.....	28
4.2	Información sobre los estratos de las empresas y las zonas metropolitanas	29
4.3	Construcción de las variables	29
4.4	Comportamiento de las variables	33
4.4.5	Análisis del comportamiento espacial	35
4.4.6	Análisis del comportamiento temporal.....	39
5	Modelo espacial tipo panel de la productividad del empleo en las empresas agroalimenticias	40
5.1	Especificación del modelo	40
5.1.1	Especificación del análisis de impactos en el modelo.....	42
5.2	Estimación del modelo panel de rezago espacial y análisis de resultados.....	42
6	Discusión y conclusiones	46
	Anexo	48
	Apéndice	53
	Índice de tablas	54
	Índice de figuras	54
	Bibliografía	55

1 Introducción

La industria agroalimenticia es un sector complementario para potenciar la demanda de productos agrícolas, con mayor valor agregado y para generar encadenamientos más especializados, como es en su procesamiento, envasado, transporte y la comercialización (FAO, 2013).

El desempeño de la industria agroalimenticia se caracteriza por ser vulnerable a factores externos, tanto por la oferta como por la demanda: por la oferta, las empresas (en su mayoría pequeñas) pueden verse afectadas tanto por la volatilidad de los precios agrícolas, como por la presión de la existencia de un contrato con el siguiente encadenamiento; por la demanda, por cambios en los gustos de los consumidores, por resistencia a productos radicalmente nuevos (Dutta *et al.*, 2017), por modificaciones en el entorno regulatorio (Blanchard *et al.*, 2012) o por el comportamiento de los ciclos económicos (Torre, 1997).

Dutta *et al.* (2017) describen a este sector por ser relativamente maduro, de crecimiento lento, con un nivel conservador en las innovaciones introducidas en el mercado y con una proporción relativamente baja en inversiones en investigación y desarrollo.

En el caso particular de la industria agroalimenticia en México, diversos autores han señalado que es una industria no homogénea: no es evidente un comportamiento en sus patrones de concentración y distribución en cada una de sus ramas económicas (Ortiz *et al.*, 2018), ni en otros aspectos, como es en la cantidad de empleo y remuneraciones generadas (Hernández y Pérez, 2020).

Esta investigación estudia al sector agroalimentario de las zonas metropolitanas de la región centro del país y su vinculación espacial. Considerar al espacio es un componente común para los estudios de la geografía económica y la economía urbana y regional, ya que es un factor que influye en proveer información relevante sobre el desempeño empresarial (Bragoli *et al.*, 2022; Boschma, 2005; Sánchez-Val y Occhino, 2018; Owoo y Naudé, 2017; Sorenson, 2005). En específico, la proximidad geográfica, aunque no es una condición necesaria, facilita que las empresas con cercanía tiendan a desarrollar externalidades positivas: en costos de transporte, encadenamientos locales y en las redes de información dadas entre ellas (Asuad, 2001; Capello, 2017).

Dado un entorno de dinámica urbana en la región centro de México, el objetivo de esta investigación es analizar los efectos que tiene en la productividad de las empresas agroalimenticias la cercanía geográfica de determinados agentes económicos (empresas grandes, empresas del mismo subsector, centros de investigación y desarrollo, servicios logísticos – sectores complementarios y parques industriales), a atributos geográficos (carreteras) y a otras empresas agroalimenticias. Los efectos esperados son beneficios positivos que dan las externalidades pecuniarias y espaciales en las economías de aglomeración y de localización, como una fuente de ventajas competitivas.

Esta investigación aporta al conocimiento sobre el comportamiento de la productividad de las empresas agroalimenticias y su vinculación con los patrones de concentración y localización de empresas que se ubican con cercanía al mercado en las zonas metropolitanas. De igual forma, aporta en la existencia de investigaciones relacionadas con las externalidades espaciales, que cada vez son más evidentes en las investigaciones empíricas sobre las ciudades (Ciccone, 2002).

La hipótesis de esta investigación está relacionada con la aportaciones de MAR (Marshall – Arrow – Romer) y de Porter (1990) a la que hacen referencia Glaeser *et al.* (1992), sobre las externalidades de naturaleza intraindustrial que puede tener la difusión del conocimiento entre empresas (para esta investigación, agroalimenticias), donde en una determinada área se da lugar a dicha difusión de conocimientos entre empresas de una industria, generando con esto industrias regionalmente especializadas, las cuales, deberían crecer más rápido en su productividad debido al proceso de difusión e interacción con empresas vecinas, en comparación con empresas ubicadas en áreas geográficamente aisladas. Para comprobar la hipótesis se usan metodologías de la econometría espacial, con la finalidad de incorporar el comportamiento que tienen empresas cercanas a cada unidad.

En caso de no que no se cumpla la hipótesis, es posible considerar la perspectiva de Torre y Bourdeau-Lepage (2020) sobre los sistemas urbanos y sus relaciones, donde mencionan el concepto de la “proximidad organizada” como un tipo de proximidad relacional, más que geográfica. Esta representa una serie de ventajas sobre los efectos negativos que puede tener la proximidad geográfica (como es conflictos y tensiones entre los agentes locales). Por ello, se argumenta que la cercanía geográfica no implica necesariamente la co-localización de los agentes¹.

La estructura comienza con la introducción y el planteamiento de la hipótesis (así como una posible hipótesis alternativa). En el segundo capítulo se muestra una revisión bibliográfica de la teoría que justifica la selección de un entorno metropolitano, con las economías de localización y de la proximidad, así como la definición de un Sistema Agroalimentario Localizado (SIAL) y la identificación de diferentes casos de estudio en la región de estudio. En el tercer capítulo se define la región e industria a estudiar, así como indicadores regionales de la variable dependiente, la productividad en el sector agroalimenticio. En el cuarto capítulo se explica el procedimiento para construir las variables geográficas y de vecindad, así como las tendencias y comportamiento de dichas variables. En el quinto capítulo se especifica el modelo espacial para explicar la productividad laboral² con base en

¹ Otro fenómeno que podría relacionarse es la geografía del tiempo y las externalidades negativas a las que puede dar lugar la aglomeración, como son las explicadas en el modelo de Torsten Hägerstrand: restricciones de capacidad, asociación y autoridad (Garrocho, 1993).

² Con fines prácticos, en adelante será empleada la palabra «productividad» para referirse a la productividad laboral.

atributos geográficos y de vecindad, y se analizan los resultados; finalmente en el último apartado se concluye con comentarios generales.

2 Antecedentes y elementos teóricos para el análisis de la productividad en entornos localizados

2.1 Economías de la proximidad y de localización en ciudades y zonas metropolitanas

En esta sección se plantean los elementos para elegir únicamente a áreas metropolitanas como región a estudiar, considerando argumentos teóricos y empíricos. Dichas investigaciones no necesariamente toman en cuenta el nivel de productividad, como es el caso de esta investigación, sin embargo, existe evidencia del vínculo positivo entre innovación y productividad (Hall, 2011).

2.1.1 Economías de la proximidad

El espacio geográfico influye en el funcionamiento de un sistema económico, ya sea brindando una serie de ventajas (desventajas) económicas, como resultado de una elevada (reducida) dotación de factores de producción. Al ser dinámico, el espacio geográfico da lugar a determinados fenómenos económicos, como es la aglomeración de la actividad económica y la proximidad geográfica entre los agentes, la cual, de acuerdo con diversos estudios, contribuye a generar interacción y rendimiento económico (Amin y Wilkinson, 1999; Hu *et al.*, 2021; Kapetaniou y Lee, 2019; Bragoli *et al.*, 2022).

La proximidad se puede clasificar en varias categorías más allá de la distancia geográfica, entre ellas: proximidad cognitiva, relacional, organizacional, material, social, institucional, tecnológica y de mediación (Bouba y Grossetti, 2008; Bouba *et al.*, 2015). Sin embargo, la proximidad puede considerarse como un proceso dinámico: no necesariamente son excluyentes o sustitutas sus clasificaciones³ (Boschma, 2005). En esta investigación se consideran en las variables del modelo parte de dichos tipos de proximidad, como son:

- Tecnológica: por la presencia de centros de I+D cercanos, como son universidades y centros de investigación, ya que contribuyen en mejoras en la innovación empresarial (Autant-Bernard, 2001), además, se puede fomentar la difusión del conocimiento interregional (Caragliu y Nijkamp, 2016).

³ Como menciona Bouba y Grossetti (2008, p. 14): “en determinados casos, la proximidad relacional presupone la proximidad cognitiva: sólo entraremos en una relación (económica, por ejemplo) si confiamos el uno en el otro, esta confianza es efectiva si compartimos los mismos valores (proximidad cognitiva)” (traducción propia al español).

- Geográfica: de acuerdo con cada una de las zonas metropolitanas presentes en la región de estudio, como es el caso en el que Owoo y Naudé (2017) distinguen en su modelo el desempeño de cada una de las regiones; y por la cercanía a la red de carreteras nacionales, ya que existe una relación positiva entre la productividad de las empresas y la cercanía de carreteras (Holl, 2016).
- Relacional: por la presencia de encadenamientos, como puede verse a través de la matriz de insumo producto, aspecto que se abordará en el apartado 3.3.2.

En la identificación de las ventajas de proximidad se suele atribuir a Marshall (1890), al hablar de la distancia como un factor clave en las decisiones de localización de la actividad económica (Von Thunen, 1826). Por ejemplo, una ventaja relacionada con las economías de la proximidad es que la concentración y desempeño de las empresas suelen estar asociados a la disponibilidad de mano de obra calificada y a la especialización de las unidades económicas co-localizadas (Huitrón y Prudencio, 2020; al citar en parte a Glaeser *et al.*, 1992). Se pueden encontrar los beneficios de las aglomeraciones espaciales de las empresas en la investigación sobre la nueva geografía económica de Krugman (1991).

La proximidad puede dar lugar a la formación de redes informales de conocimiento, donde se canaliza información entre las empresas, como complemento de los vínculos formales con otros agentes, como son los compradores, proveedores y colaboradores para realizar investigación y desarrollo⁴ (Balland *et al.*, 2016).

Para entender con mayor profundidad los efectos que tienen las economías de proximidad, Durantón (2015) realiza una recapitulación de estudios que dan evidencia que el efecto derrame en la transmisión del conocimiento tiene una estrecha relación con la distancia dada entre los agentes, como efecto de las fuerzas de aglomeración. Por ejemplo, menciona que Rosenthal y Strange (2001) muestran que la proporción de efectos espaciales (transmisión del conocimiento) en el nivel de aglomeración sólo se observa al considerar la desagregación del territorio a nivel código postal⁵. De igual forma, Durantón menciona los hallazgos de los mismos autores (Rosenthal y Strange, 2003) al analizar las industrias relacionadas al desarrollo de software, indicando que las empresas que están a menos de una milla de otra empresa dentro del giro tienen al menos 10 veces mayor efecto positivo en su beneficio que las empresas ubicadas de dos a cinco millas.

⁴ En esta investigación se toma el supuesto que las empresas agroalimenticias forman redes de conocimiento con las empresas agroalimenticias cercanas, mientras que la cercanía a otros agentes relevantes o atributos geográficos (explicados en la sección 4.3) tiene como implicación la difusión de conocimientos o la existencia de externalidades positivas, reflejados en su productividad.

⁵ En este estudio no se considera dicho nivel de desagregación, sino a nivel manzana (su centroide). Esto es consistente con las investigaciones de Sánchez-Val (2020), Martínez-Victoria *et al.* (2019), Sánchez-Val y Occhino (2018), Sánchez-Val y Harris (2018) y Sánchez-Val *et al.* (2018) que toman en cuenta la ubicación de las empresas.

En el nivel de innovación a través del número de patentes, Bairoch (1998) encuentra que el 92% de ellas fueron hechas en áreas metropolitanas, lo cual, complementa los hallazgos de Strange (2006), que menciona que las empresas que crean nuevos productos están situadas en ciudades de mayor tamaño. Adicionalmente, dentro del mismo contexto urbano, Lin (2014) encuentra que la interferencia de patentes es más probable que se dé entre agentes cercanos.

En México, la relación entre el nivel de aglomeración y la productividad en las zonas metropolitanas del país es mayor para las ciudades más grandes⁶, caso contrario para las compactas (Monkkonen *et al.*, 2020). Estos hallazgos se complementan con la hipótesis planteada por Montejano *et al.* (2020), al especular que las industrias productivas se ubican en una dispersión concentrada, de forma semejante a una estructura del espacio policentrista.

2.1.2 Economías de localización

Una de las ventajas a las que puede dar lugar la proximidad de las empresas son los efectos o economías de localización (Anselin *et al.*, 1997; Audretsch, 2003), las cuales se generan cuando los costos unitarios de una empresa son menores debido a que, en el área urbana donde se localiza, existe un elevado número de empresas de la misma industria o de actividades complementarias. Este planteamiento fue desarrollado por Lösch (1954), al describir que la estructura que tiene la producción industrial es puntual (o cercana al mercado) mientras la producción agrícola es de área. Esto es debido al efecto que tienen los costos de transporte sobre las mercancías al encarecerlas, en términos del autor, formándose embudos de precios.

De forma empírica, Marshall (1890) y Jacobs (1969) relacionan el tamaño de la ciudad con el nivel de innovación, respectivamente por el grado de especialización y diversidad. Además, diversos autores encuentran ventajas que da lugar la proximidad geográfica en las ciudades, ya sea por facilitar a las empresas establecer redes de producción a nivel global (Sturgeon, 2002) o, por otro lado, la existencia de industrias relacionadas y de negocios de apoyo especializados (Feldman, 1994).

A pesar de que existe una amplia literatura que describe los determinantes de las economías de aglomeración, como lo hacen diversos autores (Marshall, 1890; Rosenthal y Strange, 2004; Duranton y Puga, 2004), se abordará a continuación únicamente parte de las razones por las que Lösch (1954) argumenta que las empresas tienden a asentarse en poblaciones no-dispersas⁷, siendo las siguientes:

- Ventajas de los números y la asociación: la proximidad de varias empresas da lugar a una reducción de costos (o economías externas), como es el caso de las

⁶ Los autores también señalan a la composición sectorial como un elemento adicional que explica el nivel de productividad en las ciudades.

⁷ A este apartado de su libro, el autor lo titula “reasons for town settlement”.

industrias auxiliares, equipamiento especial, el suministro de bienes públicos, incluso en el mercado laboral. Esta idea está relacionada con las economías de especialización que mencionan Marshall (1890) y Glaeser *et al.* (1992).

- Ventajas de sitio y fuente de suministro: la producción puede llevarse a cabo en un lugar por estar ligado a una fuente importante de materias primas y productos intermedios, así como por externalidades positivas del sitio, entre ellas, cruces de tráfico (por ejemplo, una estación de ferrocarril), la proximidad de otras ciudades y consumidores, al igual que el contacto y cercanía con dependencias gubernamentales locales. Este último elemento puede desempeñar un papel fundamental para crear una atmósfera que fomente la coordinación y esfuerzo colectivo para generar conocimiento e innovación en la región (McEvily y Zaheer, 1999).
- Competencia interna: las ventajas de tener cerca un mercado o región se reflejan en la existencia de barreras a productores vecinos que pueden generar competencia. Esta brecha se ve a través de los costos de producción y de transporte del productor local y el externo (Lösch, 1954).

De ser el caso en el que se dé la concentración de varias empresas que compiten, pueden existir efectos negativos sobre el rendimiento empresarial por un mayor grado de competencia por los distintos factores, como es la tierra y el mercado de trabajo (Cortés *et al.*, 2017) o al reducir la rentabilidad (Swaan y Prevezer, 1996).

- Modelo de Hotelling: el modelo de agrupamiento geográfico de Hotelling muestra que las empresas dentro de un sector pueden ganar cuota de mercado al acercarse a otras empresas establecidas en una región (Hotelling, 1929).
- Ventajas de la asociación: los beneficios que da la aglomeración en los distritos industriales no sólo se ven reflejados en abaratar costos de producción y en los costos generales, sino que al mismo tiempo se aumenta la cuota de la demanda del mercado, esto es debido a que los consumidores valoran comparar varias calidades de productos diferenciados, lo cual también genera mayores niveles de utilidad (Abdel-Rahman, 1987).

Parte de los argumentos anteriores explican por qué las economías de aglomeración y, por tanto, la co-localización de las empresas, dan lugar a externalidades positivas, que se traducen en una fuente potencial de ventajas competitivas (Porter, 1998).

En este apartado no se hace alusión a las economías de urbanización como fuente única de ventajas para las empresas, delimitando la definición a ciudades “extremadamente grandes” (en palabras de Iturribarria, 2009), sino que también a una serie de subcentros que representan una ventaja en la disyuntiva entre las economías de aglomeración con los costos de congestión y transporte (Helsey y Sullivan, 1991). Este aspecto es importante para esta investigación debido a que la Zona Metropolitana del Valle de México se considera una ciudad grande y las otras zonas metropolitanas que la rodean subcentros.

2.2 Estudios con aplicaciones de efectos espaciales en empresas agroalimenticias y no agroalimenticias

Al considerar que las influencias geográficas pueden ser parte de los factores decisivos que explican el rendimiento de un grupo de empresas (Sánchez-Val *et al.*, 2018), es posible encontrar hallazgos que corroboran en otras regiones el impacto de la proximidad geográfica para el sector agroalimenticio. Ya sea para determinar el nivel de innovación (Sánchez-Val y Harris, 2018); o el nivel de riesgo de estar en bancarota. Siendo este último como efecto de un determinado nivel de productividad (Aleksanyan y Huiban, 2016), o por la cercanía a otros agentes económicos relevantes (Sánchez-Val, 2020; Martínez-Victoria *et al.*, 2019).

Parte de la evidencia empírica que corrobora la presencia de efectos espaciales en empresas agroalimenticias y no agroalimenticias se describe a continuación⁸.

Sánchez-Val *et al.* (2018) analizan cómo la proximidad a determinados agentes económicos externos reduce la probabilidad de fracaso (bancarota) de las empresas en Madrid, España. Aunque mencionan que puede existir un *trade-off* entre los beneficios que da la existencia de clústeres y el hecho que exista más competencia, si una empresa se encuentra dentro del radio de influencia, la probabilidad de bancarota decrece en: 4.6% de un centro logístico, 3.47% de un polígono industrial; de una red de carreteras, centros de I+D, universidades y grandes empresas, igual repercute en reducir la probabilidad de que los vecinos tengan un mal desempeño en aproximadamente 2.45%.

Sánchez-Val (2020) analiza el caso de las empresas agroalimenticias en Madrid y su riesgo de caer en bancarota. Los resultados dados son similares a los obtenidos en la investigación de Sánchez-Val *et al.* (2018), por ejemplo, la cercanía a polígonos industriales (*DMinIE*) resulta ser la variable independiente más relevante. Los efectos espaciales muestran que las empresas dedicadas a la elaboración de carnes, al tener un aumento del 1% en la deuda de cada empresa vecina, su probabilidad de estar en bancarota aumenta en un 1.1%.

Martínez-Victoria *et al.* (2019) estudian en Murcia, España, el cambio técnico en la productividad de las empresas agroalimenticias. Observan que el crecimiento de la productividad de una empresa está relacionado con el mismo comportamiento de las empresas vecinas. Mientras que el cambio de la productividad es influenciado de forma significativa por la accesibilidad a servicios financieros (oficinas bancarias), la cercanía a los tres mayores centros de producción (Murcia, Lorca y Cartagena), el tamaño, la antigüedad de la empresa, entre otros factores.

Galdeano y Céspedes (2008) analizan en el sur de España la inversión que hacen las empresas agroalimenticias en prácticas ambientales para influir en la

⁸ Para el caso de México no fue posible encontrar literatura que estudie los efectos espaciales en las empresas agroalimenticias.

productividad y la eficiencia de las empresas, encontrando efectos espaciales en la difusión de integrar inversiones en prácticas ambientales. Los autores observan que las prácticas ambientales pueden ser difundidas localmente en la industria y pueden generar ventajas competitivas en la empresa individual.

Cardamone (2020) analiza la productividad total de los factores de las empresas agroalimenticias en Italia. Argumenta que entre los posibles factores que afectan la productividad de las empresas es el nivel de eficiencia de otras empresas, especialmente aquellas ubicadas cerca.

Con una matriz de distancia de ponderación a 300 km, los resultados muestran que las solicitudes de patentes en la región (a nivel NUTS 3) y el stock medio de patentes de empresas alimentarias de una misma provincia, no muestran tener un efecto significativo en la PTF de las empresas alimentarias, aunque el capital humano y el indicador de calidad en las instituciones se relaciona positivamente con la PTF.

Owoo y Naudé (2017) muestran que la proximidad geográfica entre empresas rurales no-agrícolas juega un papel importante en la productividad empresarial en Nigeria y Etiopía, dado un determinado desempeño de las empresas vecinas. La explicación que encuentran es que los efectos espaciales en la difusión del conocimiento (reflejándose en un cambio en la productividad) pueden obtenerse del movimiento de recursos humanos entre empresas y de los vínculos entre empresas.

2.3 Sector agroalimenticio

2.3.1 Sistemas Agroalimentarios Localizados (SIAL)

Al igual que las ventajas que la proximidad otorga sobre las economías de escala, la especialización industrial puede generar economías de localización en la medida en que un mayor tamaño urbano permite a las empresas de una misma industria concentrarse en un tipo de producción específica.

Particularmente para las empresas agroalimenticias, la proximidad de estas en el mismo giro puede dar lugar a rasgos compartidos en un determinado territorio, siendo esto conocido en la literatura como los Sistemas Agroalimentarios Localizados (SIAL). Este concepto hace referencia a un conjunto de empresas agroalimentarias, organizaciones comerciales o de servicios, restaurantes e instituciones vinculadas a un área geográfica específica (Muchnik *et al.*, 2007). Así, la producción agroalimenticia tiende a estar estrechamente ligada a las características de la región, a los agentes económicos que la integran y a las instituciones que la regulan, mediante acciones colectivas de aprendizaje común, adopción de nuevas tecnologías y comercialización (Muchnik y Torres, 2011). Un SIAL complementa los elementos que pueden compartir las empresas agroalimenticias, más allá de del concepto de clústeres (Porter, 1998), distritos industriales (Marshall, 1890) o el entorno innovador (Capello, 2017).

Parte de las zonas metropolitanas de la región centro cuenta con la presencia de un SIAL (Tolentino, 2014; Guadarrama, 2015; Pomeón *et al.*, 2006; Martínez y

Alvarado, 2019; Torres *et al.*, 2015). Los autores mencionados observan que existen vínculos institucionales con la academia e instancias estatales y federales para la transferencia de recursos y tecnología (Tolentino, 2014; Torres *et al.*, 2015), la agrupación de productores en torno a un complejo industrial, a una asociación civil, así como la creación de una marca propia en la región⁹ (Pomeón *et al.*, 2006; Martínez y Alvarado, 2019).

Al haber definido los argumentos para elegir áreas metropolitanas como entorno por analizar, así como diferentes estudios con evidencia empírica de efectos espaciales y de la presencia de empresas agroalimenticias pertenecientes a un SIAL dentro de la región de estudio, la siguiente sección define y caracteriza las zonas metropolitanas (ZMs) localizadas en la región centro, la clasificación del sector agroalimenticio, así como indicadores que tienen ambos en conjunto.

3 Región, sector de estudio y tendencias

3.1 Definición de región: en torno a zonas metropolitanas

La región tomada en cuenta se delimita a municipios con características metropolitanas, de acuerdo con los parámetros definidos por Conapo (2018) para definir a una zona metropolitana. De esta forma, se escogieron zonas metropolitanas ubicadas dentro de la corona regional de ciudades en el centro de México, siendo una región identificada por diversos autores de acuerdo con diferentes criterios para ser definida como una zona de influencia (Delgado, 2003; Sobrino y Ibarra, 2005; Delgado *et al.*, 1999), aunque en esta investigación se complementa la corona regional con zonas metropolitanas que son tomadas en cuenta por Domínguez (2013) al describir la composición metropolitana de la región centro en México a partir de la identificación de áreas metropolitanas que hace CONAPO¹⁰.

De esta forma, se conforma una franja periurbana alrededor de la ZM del Valle de México (ZMVM) con las siguientes áreas metropolitanas (y la abreviación que tendrán en las figuras y tablas): Cuernavaca (Cuer), Cuautla (Cuau), Toluca (Tol), Tianguistenco (Tian), Pachuca (Pach), Tula (Tula), Tulancingo (Tlc), Puebla –

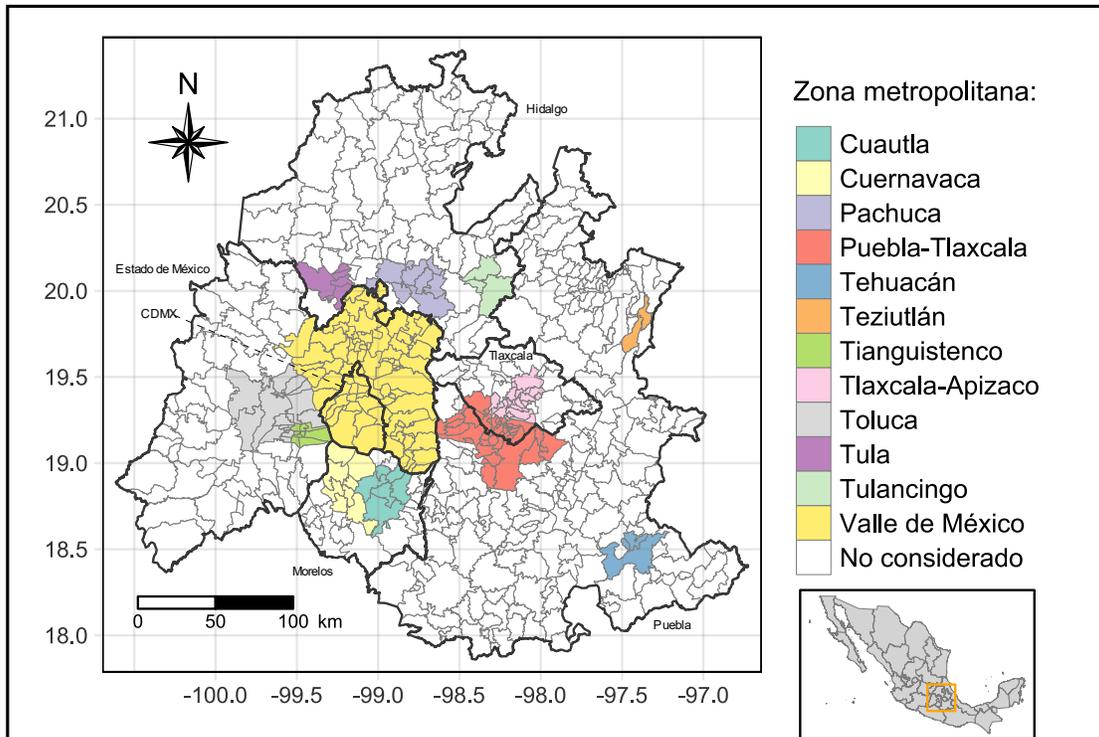
⁹ No obstante, Pomeón *et al.* (2006) y Torres *et al.* (2015) reconocen que hay ausencia de acciones colectivas y falta de confianza, esto es consistente con los conflictos y tensiones entre agentes cercanos que mencionan Torre y Bourdeau-Lepage (2020).

¹⁰ Algunos estudios de la región centro incluyen al estado de Querétaro, pero en esta investigación será deliberadamente excluida la entidad. De acuerdo con Delgado *et al.* (1999), Querétaro se caracteriza por funcionar como un articulador entre las regiones centro, occidente y noreste del país, mientras que tiene un papel con mayor peso en la región del Bajío y en la zona metropolitana de Guadalajara.

Tlaxcala (P – T), Tehuacán (Teh), Teziutlán (Tez) y Tlaxcala – Apizaco (T – A), distribuidas en seis entidades federativas (Ciudad de México, Puebla, Tlaxcala, Morelos, Estado de México e Hidalgo), cuya representación está en la Figura 3.1.

En conjunto las zonas metropolitanas de la región centro representan cerca del 25% de la población del país en cada uno de los años y alrededor de 188 municipios¹¹, existiendo contrastes en el número de municipios entre la ZMVM (76 municipios) y el resto, como es Tehuacán y Teziutlán (2 municipios).

Figura 3.1 Delimitación de las zonas metropolitanas de la región centro a nivel municipal.



Fuente: elaboración propia con base en información de CONAPO.

Parte de los supuestos considerados en esta investigación incluyen al espacio periurbano de la corona regional como un entorno en donde la contigüidad¹² da lugar a la difusión urbana de la actividad económica y social (Delgado, 2003), a través de redes de conocimiento entre empresas y otros agentes.

¹¹ Las ZMs de Teziutlán y Tianguistenco no son consideradas por CONAPO como áreas metropolitanas para 2005, sin embargo, para fines prácticos fueron tomadas en cuenta para el Censo Económico 2004.

¹² Este elemento será de importancia en la sección 4.4.5, en el apartado donde se describe la matriz de pesos espaciales, así como en la construcción de las variables del modelo (sección 4.3), ya que se toma como supuesto que existen conexiones entre empresas y con agentes económicos de otras zonas metropolitanas.

3.2 Ramas económicas de la industria agroalimenticia

La industria agroalimenticia se define de acuerdo con Torres (1997, p. 19), como: “la transformación de productos para el consumo humano directo que han pasado al menos por un proceso de transformación industrial (al incorporar) como mínimo un insumo adicional a la materia prima agrícola”.

La clasificación de las ramas económicas¹³ de la industria agroalimenticia tomada en cuenta en esta investigación forma parte del subsector 311¹⁴ en la clasificación del SCIAN (Tabla 3.1).

Tabla 3.1 Ramas de la industria agroalimenticia.

Rama	Abreviación
3111 - Elaboración de alimentos para animales	Alimentos para animales (<i>Anim</i>)
3112 - Molienda de granos y de semillas y obtención de aceites y grasas	Granos semillas y aceites (<i>Gran</i>)
3113 - Elaboración de azúcares, chocolates, dulces y similares	Dulces (<i>Dulc</i>)
3114 - Conservación de frutas, verduras, guisos y otros alimentos preparados	Conservación (<i>Cons</i>)
3115 - Elaboración de productos lácteos	Lácteos (<i>Lac</i>)
3116 - Matanza, empaclado y procesamiento de carne de ganado, aves y otros animales comestibles	Carnes (<i>Carn</i>)
3117 - Preparación y envasado de pescados y mariscos	Pescados (<i>Pesc</i>)
3118 - Elaboración de productos de panadería y tortillas (galletas y pastas también)	Panadería – tortillas (<i>Pan – T</i>)
3119 - Otras industrias alimentarias (entre ellos: botanas, café, té, concentrados y jarabes, condimentos, alimentos frescos para consumo inmediato)	Otras industrias (<i>Otras</i>)

Fuente: elaboración propia con base en el catálogo SCIAN de INEGI.

Cada rama representa diferentes niveles de procesamiento y valor añadido de productos primarios, los procesos de fabricación pueden clasificarse en seis diferentes categorías, de acuerdo con Navarrete *et al.* (2015): manipulación de los alimentos, almacenamiento de estos y de las materias primas, extracción de sus propiedades, elaboración hasta un producto final, envasado y la conservación de los alimentos.

¹³ Con fines prácticos, en adelante será empleada la palabra «ramas» para referirse a las ramas económicas.

¹⁴ Dicho subsector está catalogado por INEGI como «industria alimentaria», sin embargo, en esta investigación se usará el término «industria agroalimenticia».

3.3 Estadísticos básicos de la industria agroalimenticia

3.3.1 Producción

La industria agroalimenticia representa en promedio el 3.7% del PIB nacional y cerca del 23% del PIB en la industria manufacturera en los cuatro años en los que se levantaron los censos tomados en cuenta. Dentro de las 9 clasificaciones de la industria alimentaria, la rama de pescados representó la menor proporción del PIB de la industria agroalimenticia; mientras que la rama panadería – tortillas la mayor (Tabla 3.2). Esta última rama coincide en contar con el mayor número de establecimientos y personal ocupado en la región por analizar, asimismo, es una actividad económica que se caracteriza por localizarse cerca del mercado (Hernández y Pérez, 2020).

Tabla 3.2 PIB anual nacional por rama de la industria agroalimenticia, 2003 - 2018.

Rama	2003	2008	2013	2018
Alimentos para animales	17,244 (3.4)	19,232 (3.5)	19,130 (3.2)	22,191 (3.3)
Granos semillas y aceites	43,430 (8.7)	44,861 (8.1)	49,773 (8.3)	57,647 (8.5)
Dulces	31,832 (6.4)	35,956 (6.5)	37,464 (6.2)	37,791 (5.6)
Conservación	15,320 (3.1)	19,285 (3.5)	19,617 (3.3)	22,767 (3.4)
Lácteos	48,062 (9.6)	57,962 (10.5)	64,235 (10.7)	67,501 (10)
Carnes	108,020 (21.6)	119,525 (21.6)	130,485 (21.6)	153,344 (22.7)
Pescados	2,982 (0.6)	2,965 (0.5)	3,141 (0.5)	3,076 (0.5)
Panadería – tortillas	165,126 (33)	177,319 (32.1)	190,589 (31.6)	206,966 (30.7)
Otras industrias	68,466 (13.7)	75,659 (13.7)	88,428 (14.7)	103,883 (15.4)

Fuente: elaboración propia con base en el Sistema de Cuentas Nacionales de México de INEGI.

Nota: el valor entre paréntesis representa el porcentaje del PIB que tiene cada rama respecto a la suma del PIB en la industria agroalimenticia de cada año. Las cifras están representadas en millones de pesos constantes.

En los quince años, la industria agroalimenticia tuvo una tasa de crecimiento de casi 35% en su PIB. Parte de los factores que Castañón *et al.* (2015) identifican que influyen en el crecimiento de la industria agroalimenticia en la economía mexicana son: la disminución del tiempo para preparar alimentos en las ciudades, la diversificación del consumo a medida que incrementan los ingresos, la variedad de productos finales que pueden obtenerse de una materia prima en común y el incremento de las tiendas de autoservicios, lo que permite mayor alcance geográfico de los productos agroalimenticios, más allá del consumo local.

3.3.2 Matriz de insumo producto

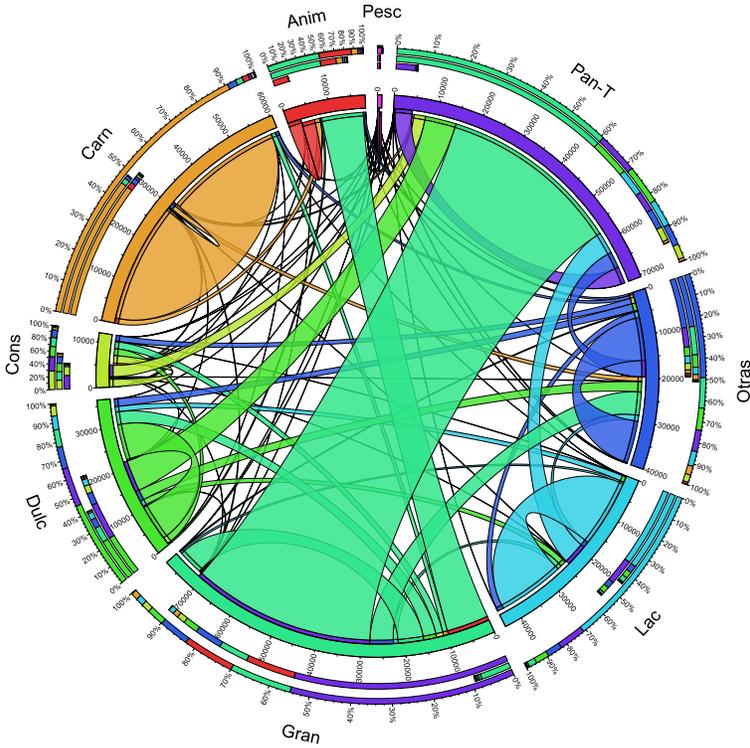
Se puede analizar la importancia que tiene la industria agroalimenticia en materia de estadística nacional a través de la matriz de insumo producto (MIP), realizada por INEGI con última actualización en 2013. En esta investigación se identifica cómo las ramas de la industria agroalimenticia forman encadenamientos con otras categorías, donde los productos de determinados sectores son utilizados como insumos para otros, para producir distintos productos cada vez más elaborados, hasta hacerlos llegar a los consumidores. La relevancia de tomar en cuenta estos

encadenamientos entre ramas del mismo subsector es debido a que, del total de las transacciones que hace la industria agroalimenticia, alrededor del 50% se realizan dentro de la misma industria agroalimenticia.

De la MIP, la demanda intermedia tiene una estrecha relación entre el sector agrícola y ganadero con la industria agroalimenticia: 70% y 98% de los productos agrícolas y ganaderos tuvieron como destino a la industria agroalimenticia, con 214,528 y 243,973 millones de pesos respectivamente.

Al sólo abordar las relaciones entre las ramas de la industria agroalimenticia para entender el grado de asociación que tienen, se observa que el flujo predominante es entre granos, semillas y aceites con panadería – tortillas, representando más del 50% del flujo total que tienen ambos sectores (Figuras 3.5).

Figura 3.2 Diagrama de cuerdas con la representación del origen y destino de las transacciones entre las ramas de la industria agroalimenticia (demanda intermedia), 2012.



Fuente: elaboración propia con base en la matriz de insumo producto 2013 de INEGI.

Notas: Las cifras del diagrama están en millones de pesos corrientes.

Para interpretar el gráfico de cuerdas se usará el ejemplo de la rama panadería – tortillas (Pan – T), con el fin de que sea replicable la interpretación con las demás ramas. Los flujos totales que hace dicha rama en millones de pesos se muestran en los números que están arriba de la franja morada, por lo que una mayor longitud del arco indica mayor cantidad de flujo de dinero (Pan – T realiza cerca de 70 mil millones de pesos de transacciones con las demás ramas).

El grosor de la cuerda indica el tamaño de la transacción, ya sea que realice o reciba transacciones de otros sectores. Los flujos que recibe Pan – T de otros sectores tienen un espacio blanco que los separa de la franja morada, mientras que los flujos que realiza no tienen separación de la franja morada. Este último elemento muestra que Pan – T realiza transacciones en su mayoría con la misma rama (cerca del 5% del flujo total),

mientras que recibe transacciones provenientes de la rama granos semillas y aceites granos (Gran), que representan más del 60% de las transacciones totales recibidas.

Para más información sobre la interpretación de un diagrama se cuerdas, consultar el apartado “anatomy of a circos image” en: <http://mkweb.bcgsc.ca/tableviewer/docs/>

Por otro lado, las ramas que realizaron mayor número de transacciones intra-rama son el caso de lácteos, carnes y otras industrias, ya que ambas realizaron más de la mitad de las transacciones con la misma rama (Figura 3.2). Este indicio puede ser relevante en futuras investigaciones, para ver si en dichos sectores en específico hay efectos positivos por la cercanía de empresas de un sector relacionado o del mismo sector.

En la demanda final el destino más importante de los productos de las ramas de la industria agroalimenticia fue el consumo privado, siendo la excepción el caso de alimentos para animales, donde se destinó principalmente al sector de la agricultura, ganadería y pesca. De forma agregada, en 2012 el consumo privado de los hogares totalizó 1,345,086 millones de pesos (Tabla 3.3), cerca del 83% del valor total de la producción de la industria agroalimenticia. Las ramas que tuvieron mayor participación en el consumo privado fue carnes y panadería – tortillas, mientras en menor medida la rama pescados.

Tabla 3.3 Demanda final en las ramas de la industria agroalimenticia, 2012.

Rama	Total	Consumo privado	Variación de existencias	Balanza comercial (P.6 - P.7)
Alimentos para animales	11,909 (1)	14,508 (1.1)	5,466	-8,065
Granos semillas y aceites	74,119 (5.9)	107,193 (8)	3,019	-36,093
Dulces	78,182 (6.2)	58,753 (4.4)	1,009	18,419
Conservación	59,381 (4.7)	54,005 (4)	157	5,219
Lácteos	143,917 (11.5)	165,644 (12.4)	1,033	-22,760
Carnes	378,565 (30.2)	426,632 (31.8)	1,123	-49,190
Pescados	12,504 (1)	12,477 (0.9)	92	-65
Panadería – tortillas	362,903 (29)	359,005 (26.8)	554	3,345
Otras industrias	130,154 (10.4)	141,331 (10.6)	1,504	-12,681

Fuente: elaboración propia con base en la matriz de insumo producto 2013 de INEGI.

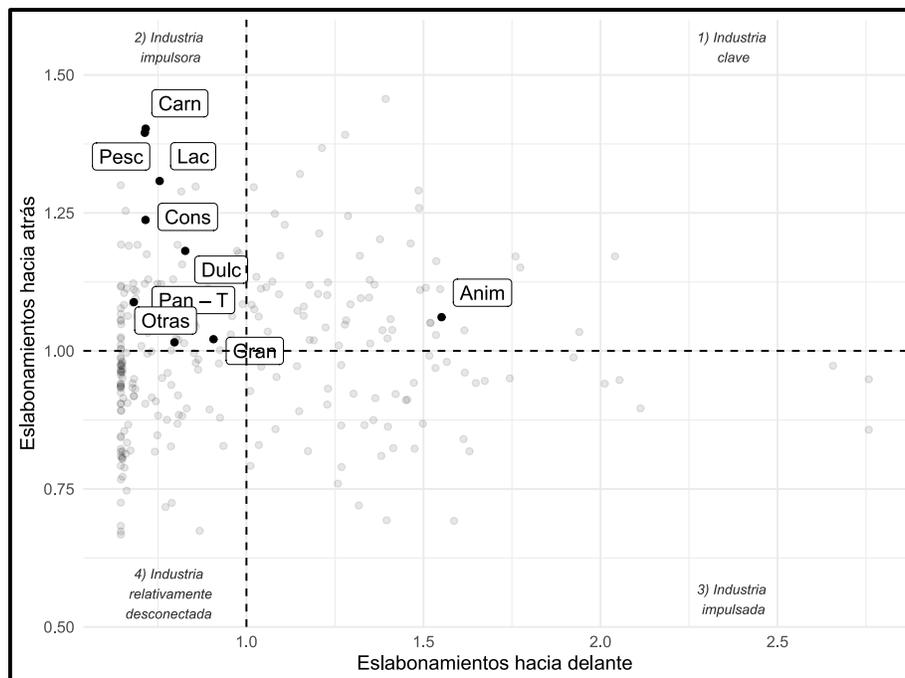
Notas: el valor entre paréntesis indica el porcentaje de la demanda final total y del consumo privado que tiene cada rama respecto a la suma de su respectiva columna. Las cifras son representadas en millones de pesos corrientes.

Se excluyó al consumo de gobierno y la formación bruta de capital fijo porque las cifras dadas en ambos son cero.

La balanza comercial para 2012 en el sector agroalimenticio obtuvo un saldo negativo (Tabla 3.3), con 106,751 y 13,589 millones de pesos en las importaciones y exportaciones, siendo casi ocho veces mayor las importaciones. Sin embargo, este no fue el caso para todas las ramas, ya que dulces, conservación y panadería – tortillas obtuvieron un saldo positivo en la balanza.

Al delimitar el análisis de los eslabonamientos dados en la economía mexicana a la industria agroalimenticia, para 2013, todas las ramas presentan fuertes eslabonamientos hacia atrás (categoría industria impulsora), con mayor nivel las ramas pescados y carnes¹⁵; lo que indica que cuentan con poder de arrastre a otras industrias, pero bajos eslabonamientos hacia delante. Esto a excepción de alimentos para animales, ya que se considera en la categoría de industria impulsora debido a que posee eslabonamientos hacia atrás y hacia delante por encima del promedio (Figura 3.3).

Figura 3.3 Clasificación de ramas económicas según el criterio Rasmussen, 2013.



Fuente: elaboración propia con base en la matriz de insumo producto 2013 de INEGI.

Nota: las demás ramas económicas que no son agroalimenticias están representadas en los puntos sin etiqueta.

Para más información sobre el cálculo del criterio de Rasmussen consultar el Apéndice.

3.3.3 Empleo

En esta sección se analiza diversos indicadores relacionados con la fuerza de trabajo de la industria agroalimenticia, siendo la demanda de esta caracterizada en la región centro con alta sensibilidad al crecimiento de la actividad económica (Carbajal y De Jesús, 2017).

¹⁵ Esto coincide con que ambas ramas tienen en cerca del 90% de sus transacciones con la misma rama (ver Figura 3.2).

La relevancia de analizar la ocupación tiene relación con ser una de las variables que determinan la productividad, entendiéndose esta última como el valor de la producción bruta total¹⁶ en proporción del número de empleados de cada empresa.

En términos agregados a nivel nacional, de acuerdo con información de la ENOE, para el primer trimestre de cada uno de los años tomados en cuenta, la población ocupada en la industria agroalimenticia representa cerca del 3% nacional, rondando entre 1.5 y 2 millones de trabajadores. Los siguientes puntos describen de forma generalizada las características de la población ocupada en la industria agroalimenticia a nivel nacional en el primer trimestre de 2005¹⁷, 2008, 2014 y 2018, con base en la ENOE:

- En promedio cerca del 48% de la población ocupada tiene entre 25 y 44 años, seguido de 45 a 64 años (22.7%), con excepción del año 2005, ya que hay en segundo lugar más ocupación entre 15 y 24 años (25.3%).
- Dentro de las actividades económicas complementarias o trabajos anteriores que llevó a cabo la población ocupada, se observa que el 10% tiene o tuvo relación con la agricultura, seguido de otras actividades, como es comercio al por menor, empleado doméstico o edificación.
- La población ocupada tiene una escolaridad promedio de 7.4 años, lo que significa que se encuentra sin finalizar la secundaria.
- Existe casi la misma población ocupada en hombres y mujeres (cerca del 50% cada uno) y cerca del 60% de la población tiene un empleo informal en el sector. Sin embargo, relacionando la informalidad con el sexo, se observa que hay entre 30 y 40% más de informalidad en las mujeres que en los hombres.

3.3.4 Productividad del empleo: estadísticos e indicadores regionales

Finalmente se describe el comportamiento que tiene la productividad (producción bruta total, PBT, entre población ocupada) de acuerdo con las ramas, temporalidad y comportamiento espacial de las empresas. Siendo a través de indicios que da la estadística descriptiva y otros indicadores usados en el análisis regional.

En la productividad que tienen las ramas de la industria agroalimenticia en la región centro, se observa que 172 empresas que pertenecen a alimentos para animales tienen en promedio el mejor desempeño, seguido de granos, semillas y aceites, y otras industrias; por otro lado, panadería – tortillas, con 7,772 unidades, tiene los

¹⁶ En parte de la literatura se aborda a la productividad del trabajo como la relación ente el valor agregado con la población ocupada, sin embargo, en esta investigación se considera al concepto más básico de la medición de la productividad del trabajo (relación entre la producción y la población ocupada), con base en INEGI (2013).

¹⁷ Se contempló dicho año porque no existe información desglosada de la población ocupada para 2004.

menores niveles de productividad, representando el 12% de la productividad promedio de alimentos para animales (Tabla 3.4).

Tabla 3.4 Estadísticos de la productividad en la industria agroalimenticia y número de unidades económicas, 2004 – 2019.

Rama	Mínimo	1er cuartil	Mediana	Media	3er cuartil	Máximo	Unidades económicas
Alimentos para animales	15.33	769.12	2,263.34	3,935.11	5,070.56	30,090	172
Granos semillas y aceites	8	368.5	1,016.6	2,924.1	3,075.3	129,325	293
Dulces	0	199.2	373.2	871.9	776.2	68,783	442
Conservación	8	262.4	473.5	888.8	991.7	9,063	212
Lácteos	0	110.8	291	1,937.8	730.6	120,198	783
Carnes	32.5	278.8	624.6	1,195.9	1,226.8	27,790	537
Pescados	194.5	296.5	684.6	900.8	1,134	3,000	19
Panadería – tortillas	0	190	327	478.7	560	21,840	7,772
Otras industrias	0	245.5	507.3	2,764.9	1,181.5	1,050,476	764

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

La productividad muestra un mejor desempeño en 2014 y 2019 (Tabla 3.5), lo cual coincide con un mejor desempeño del PIB en la economía mexicana dentro los 4 años tomados en cuenta.

Tabla 3.5 Estadísticos de la productividad en la industria agroalimenticia y número de observaciones por año.

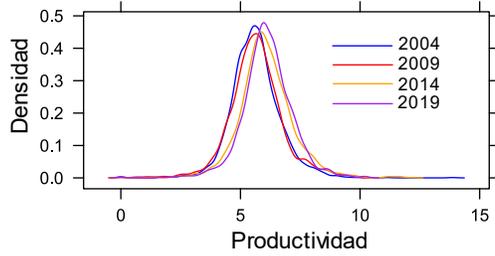
	Mínimo	1er cuartil	Mediana	Media	3er cuartil	Máximo	Unidades económicas
2004	0	151.1	265.7	984.4	479.5	1,050,476	2,337
2009	0	152.9	280.9	609.7	519.6	19,402	2,460
2014	0	230.4	403	1244.9	795.4	183,541	2,820
2019	0	258.2	442.9	830.8	818.2	30,090	3,377

Fuente: elaboración propia con base en información de de los censos económicos (2004 – 2019).

Al ver en conjunto el desempeño promedio de la productividad en las ramas a través de los años, para 2004 la rama otras industrias tuvo la mayor productividad¹⁸, en 2009 existió un estancamiento en todas las ramas y en 2014 y 2019 la rama alimentos para animales tuvo un mejor desempeño. En general, la rama panadería – tortillas tiene un bajo nivel de productividad, aunque la observación con el valor máximo es más de un 90% superior que el promedio en los 4 años. A pesar de que las ramas tienen valores atípicos en su productividad y diferente desempeño en los años, la densidad de la productividad tiene un comportamiento similar en su distribución en los cuatro años (Figura 3.4).

Figura 3.4 Densidad de la productividad de las empresas agroalimenticias, 2004 – 2019.

¹⁸ Este indicador es considerablemente influenciado por un valor atípico en dicha rama y año en la ZMVM.



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Al considerar la productividad de las ramas de la industria agroalimenticia y su evolución a través del tiempo en indicadores regionales, se puede determinar la composición de las ZMs con relación al nivel de especialización, cambio en la estructura, o razón de composición interregional a comparación de la estructura de la región centro. Los resultados de cada uno de los indicadores considerados, basados en las investigaciones de Méndez y Lloret (2004) y Wieland (2020), son los siguientes:

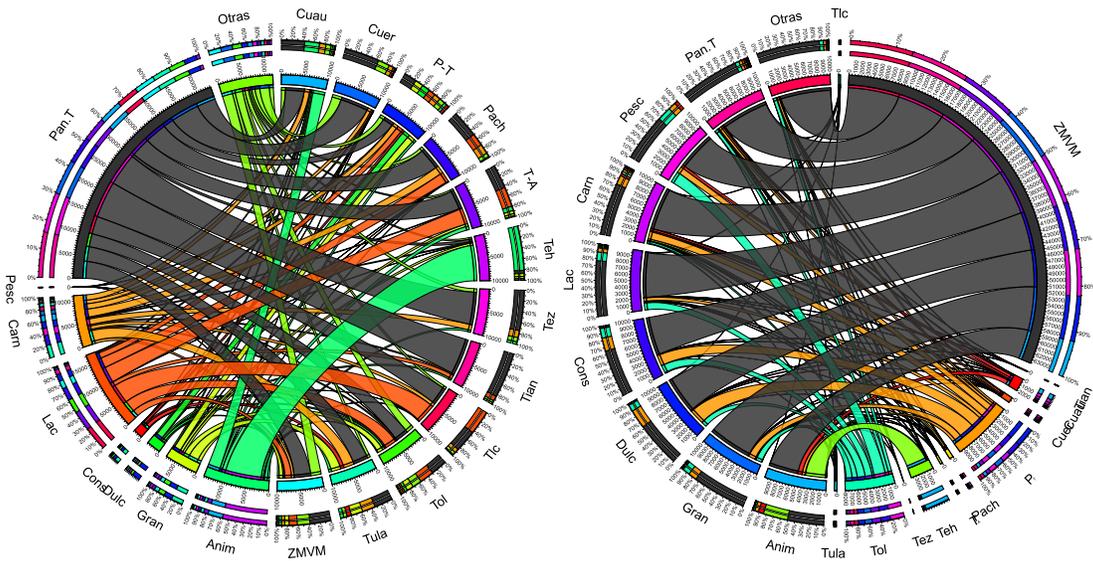
- Participación del sector en la región (P_{ij}) y de la región en el sector (P_{ji})

Ambos indicadores representan en términos porcentuales la relación entre las ramas y las zonas metropolitanas, ya sea calculando la actividad regional (de la región j) que ocupa el sector i (P_{ij}); o el porcentaje de la región j dentro de la actividad del sector i (P_{ji}). Para obtener ambos indicadores se toma en cuenta lo siguiente:

$$(1) P_{ji} = \frac{p_{ij}}{\sum_j p_{ij}} \qquad (2) P_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_i p_{ij}}$$

Donde, en (1) y (2), p representa la productividad, ya sea correspondiente al sector i y la región j , o al total global (la suma regional en P_{ij} o sectorial en P_{ji}).

Figuras 3.5 Diagrama de cuerdas con la participación de cada rama en las ZMs (P_{ij}) y de cada ZM en las ramas (P_{ji}) respectivamente (a y b).



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Notas: el color negro representa la rama / ZM con mayor peso en el índice. A diferencia del gráfico de cuerdas de la Figura 3.2, los flujos en ambos casos son unidireccionales.

La ZMVM representa la mayor proporción de la productividad acumulada en la región centro (cerca del 77%), lo cual coincide con ser la ZM con el mayor número de empresas. Las demás ZMs tienen una menor participación: Puebla – Tlaxcala y Toluca con cerca del 7% y las demás con valores cercanos al 1% (Figuras 3.5 b).

Al analizar en qué medida las ramas tienen presencia en cada una de las ZMs (Figuras 3.5 a), se observa una alta participación de panadería – tortillas en cada una de las ZMs, lo cual coincide con ser la rama con mayor número de empresas del total (cerca del 70%). Otro aspecto por destacar es la participación que tiene la rama alimentos para animales en la ZM de Tehuacán, que es mayor que la rama predominante en las demás ZMs (panadería – tortillas). Finalmente, la casi nula presencia de la rama pescados en la región centro, ya que sólo existen 19 empresas encuestadas en total.

- Coeficiente de localización (LQ)

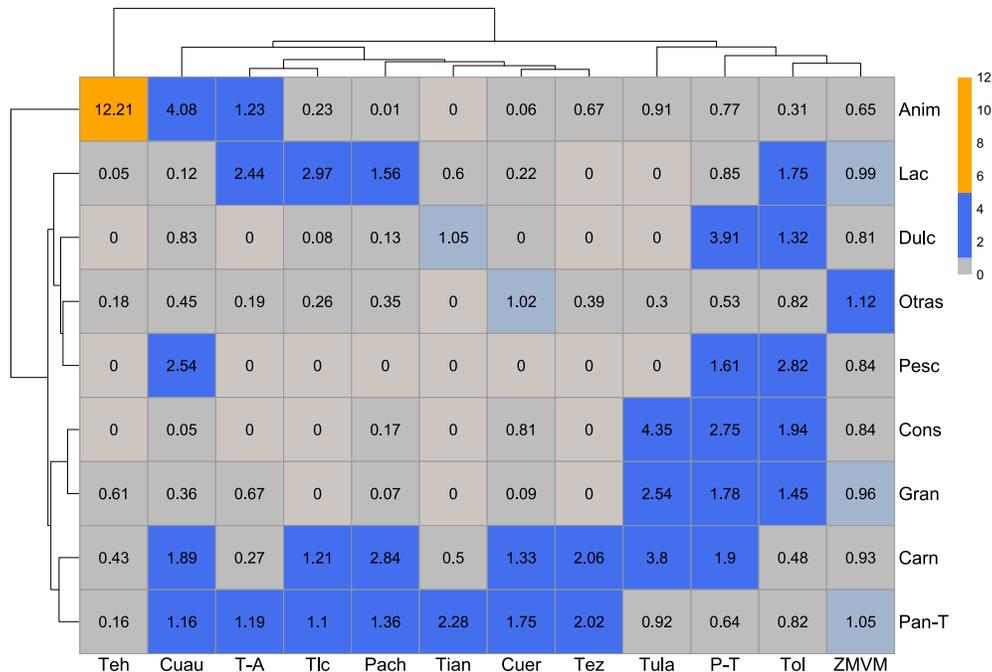
Este coeficiente representa la concentración de una industria (rama), i , en una región (zona metropolitana), j , respecto al que tiene el resto de la economía (región centro), sirviendo como una medida de concentración geográfica en cada una de las regiones. Para obtener el coeficiente, con base en Tian (2013), se toma en cuenta lo siguiente:

$$(3) \quad LQ_{ij} = \frac{s_{ij}}{s_j} = \frac{p_{ij}/p_i}{p_j/p}$$

Donde p_{ij} representa la productividad de la industria i en la región j , p_i es la productividad total de la industria i en todas las regiones, p_j es la productividad total de todas las industrias en la región j , por último, p es la productividad total del resto de la economía. Por lo tanto, el numerador, s_{ij} , es la proporción de la productividad de la industria i en la región j en relación con la productividad total de la industria i . Finalmente, s_j es la proporción de la productividad de la región j en relación con la productividad total en la región centro.

Los resultados se muestran en la Figura 3.6, donde cada color indica la magnitud del LQ , mientras el dendrograma da a conocer las similitudes o clústeres que se dan en las ramas y zonas metropolitanas. Para interpretar el índice, es necesario considerar que los valores 0 indican ausencia de las ramas en las ZMs, mientras que los valores mayores (menores) a 1 indican que la rama está sobrerrepresentada (subrepresentada) en la región centro.

Figura 3.6 Coeficiente de localización de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Se observa que la mayor concentración del índice está presente en la ZM de Tehuacán, en la rama alimentos para animales, seguido de la rama conservación en la ZM de Tula. Además, en una tercera parte de las observaciones existe sobrerrepresentación de las ramas, sobresaliendo la rama panadería – tortillas. Finalmente, existen 24 casos en los que ninguna ZM tiene empresas pertenecientes a alguna de las ramas de la industria agroalimenticia.

- Especialización regional (Q^R) y concentración sectorial (Q^S)

En el coeficiente de especialización regional se muestra el grado de similitud de la estructura económica de cada ZM con la estructura económica de la región centro, siendo de utilidad como medida de especialización de cada una de las regiones. Por lo que un valor cercano a uno señalaría mayor especialización regional en alguna de las ramas.

Por otro lado, el coeficiente de concentración sectorial indica el nivel de presencia o ausencia de las zonas metropolitanas en cada rama. De esta forma, una rama que se acerque más a cero señala que dicha rama está presente en más unidades espaciales de análisis y, por lo tanto, es más homogéneo en la región entera.

Para ambos casos, se utiliza el coeficiente de Hoover (1936), usando la paquetería “REAT” de Wieland (2020) en R, el cual se describe a continuación:

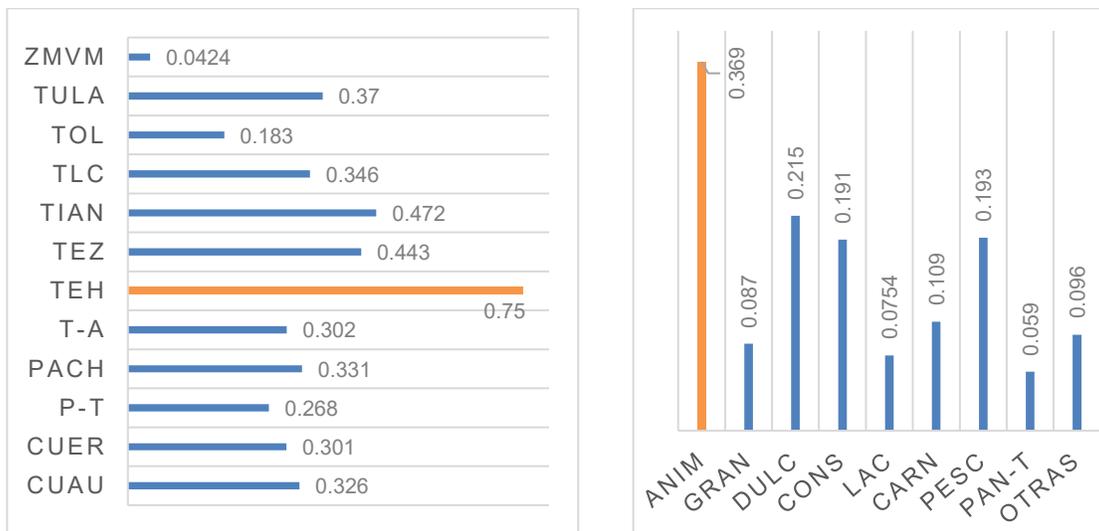
$$(4) \quad Q^R = \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^I \left| \frac{p_{ij}}{p_j} - \frac{p_i}{p} \right| \right] \quad (5) \quad Q^S = \frac{1}{2} \left[\sum_{j=1}^J \left| \frac{p_{ij}}{p_i} - \frac{p_j}{p} \right| \right]$$

donde: $0 \leq Q^{R,S} \leq 1$

En Q^R se observa que la mayor especialización regional la tiene la ZM de Tehuacán, lo cual coincide con el LQ obtenido anteriormente, para el caso de alimentos para animales; por el contrario, la ZMVM cuenta con mayor homogeneidad y diversificación, lo que indica mayor parecido con el comportamiento que tiene la región centro en conjunto (Figuras 3.7 a), esto es un efecto directo de ser la zona metropolitana con mayor número de empresas.

Por otro lado, los resultados en Q^S indican que, al igual que en el LQ , la rama con mayor especialización es alimentos para animales, mientras que panadería – tortillas tiene menor especialización y mayor homogeneidad en las zonas metropolitanas (Figuras 3.7 b).

Figuras 3.7 Especialización regional y sectorial (a y b) de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

- Coeficiente de reestructuración (CR^R) y redistribución (CR^S)

Tomando en cuenta los cambios que han tenido las zonas metropolitanas y ramas en el tiempo, en esta sección se hará una comparación de la dinámica regional y sectorial en CR^R y CR^S respectivamente, en los momentos inicial y final del período 2004 – 2019 (15 años después). La especificación de ambos coeficientes se presenta en la siguiente ecuación:

$$(6) \quad CR^{R,S} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \left| \frac{p_{ij}(2019)}{\sum_{i,j=1}^n p_{ij}(2019)} - \frac{p_{ij}(2004)}{\sum_{i,j=1}^n p_{ij}(2004)} \right|$$

Los resultados se muestran en las Tablas 3.6 (a y b). En ambos coeficientes los valores que se aproximen más a 1 indican que existe una mayor reestructuración en la región/sector.

En el caso del CR^R , la ZMVM sobresale al tener un mayor cambio en la productividad de su composición sectorial. El resto de las zonas metropolitanas

cuentan con un determinado estancamiento para el periodo (Tablas 3.6 a). El cambio de la composición sectorial en la ZMVM es consistente con el incremento de la participación del PIB agroalimenticio en el PIB manufacturero en la Ciudad de México, de 2003 a 2018, con un crecimiento de 33.6%¹⁹.

Tablas 3.6 Coeficiente de reestructuración y redistribución (a y b) de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.

Zona metropolitana	CR^R	Rama económica	CR^S
Cuautla	0.0101	Alimentos para animales	0.0205
Cuernavaca	0.0058	Granos semillas y aceites	0.0216
Puebla – Tlaxcala	0.0419	Dulces	0.0207
Pachuca	0.0032	Conservación	0.0076
Tlaxcala – Apizaco	0.0035	Lácteos	0.0349
Tehuacán	0.0132	Carnes	0.0137
Teziutlán	0.0005	Pescados	0.0012
Tianguistenco	0.0013	Panadería – tortillas	0.1227
Tulancingo	0.0032	Otras industrias	0.2282
Toluca	0.0314		
Tula	0.0015		
Valle de México	0.3558		

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Por otro lado, el CR^S muestra una mayor dinámica en la rama otras industrias²⁰, seguido de panadería – tortillas. El caso contrario lo tuvo la rama pescados, mostrando el mayor estancamiento en la región (Tablas 3.6 b).

- *Análisis shift & share*

Esta técnica de análisis fue propuesta originalmente por Dunn (1960) para ver las tendencias del crecimiento regional (en general en el empleo). Al usar este análisis, es posible entender en qué medida la diferencia de crecimiento entre cada zona metropolitana y el promedio de la región centro se debe a que la región se desempeñó uniformemente mejor que el promedio en todas las ramas (de 2004 a 2019), o al hecho de que la zona metropolitana está especializada en ramas de rápido crecimiento (Esteban, 2000).

¹⁹ El estado de Hidalgo tiene una tasa de crecimiento similar, sin embargo, el CR^R de las zonas metropolitanas de esta entidad no presentan un coeficiente alto respecto a las demás observaciones.

²⁰ La rama otras industrias alimentarias está compuesta por once clases, entre las que se incluye la elaboración de botanas, café, té, jarabes y polvos para bebidas, condimentos, aderezos, gelatinas, levadura, entre otros (INEGI, 2018).

La metodología para cada uno de los indicadores fue basada en Wieland (2020), con la función *shift()* que realiza un análisis estático (sin ver los cambios en las ramas de cada ZM).

El componente *industrial total mix* ($m_{jt,t+y}$) muestra en qué medida una unidad de productividad adicional debe atribuirse a una sobrerrepresentación de las industrias en el crecimiento de cada una de las ZMs. Los resultados muestran un mejor desempeño para las ZMs de Pachuca y Tlaxcala – Apizaco, por el contrario, la ZMVM cuenta con el desempeño más bajo (Tabla 3.7).

El componente *regional share* ($n_{jt,t+y}$) indica si existen ventajas o desventajas de ubicación, se observa que en las ZMs de Toluca y Tula se dan las mayores ventajas, caso contrario para la ZM de Teziutlán. Los mismos resultados se observan en dichas ZMs tomando en cuenta la suma entre los componentes *industrial total mix* y *regional share*, en *net total shift* (t_{t+y}).

Tabla 3.7 Indicadores del análisis *shift & share* de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.

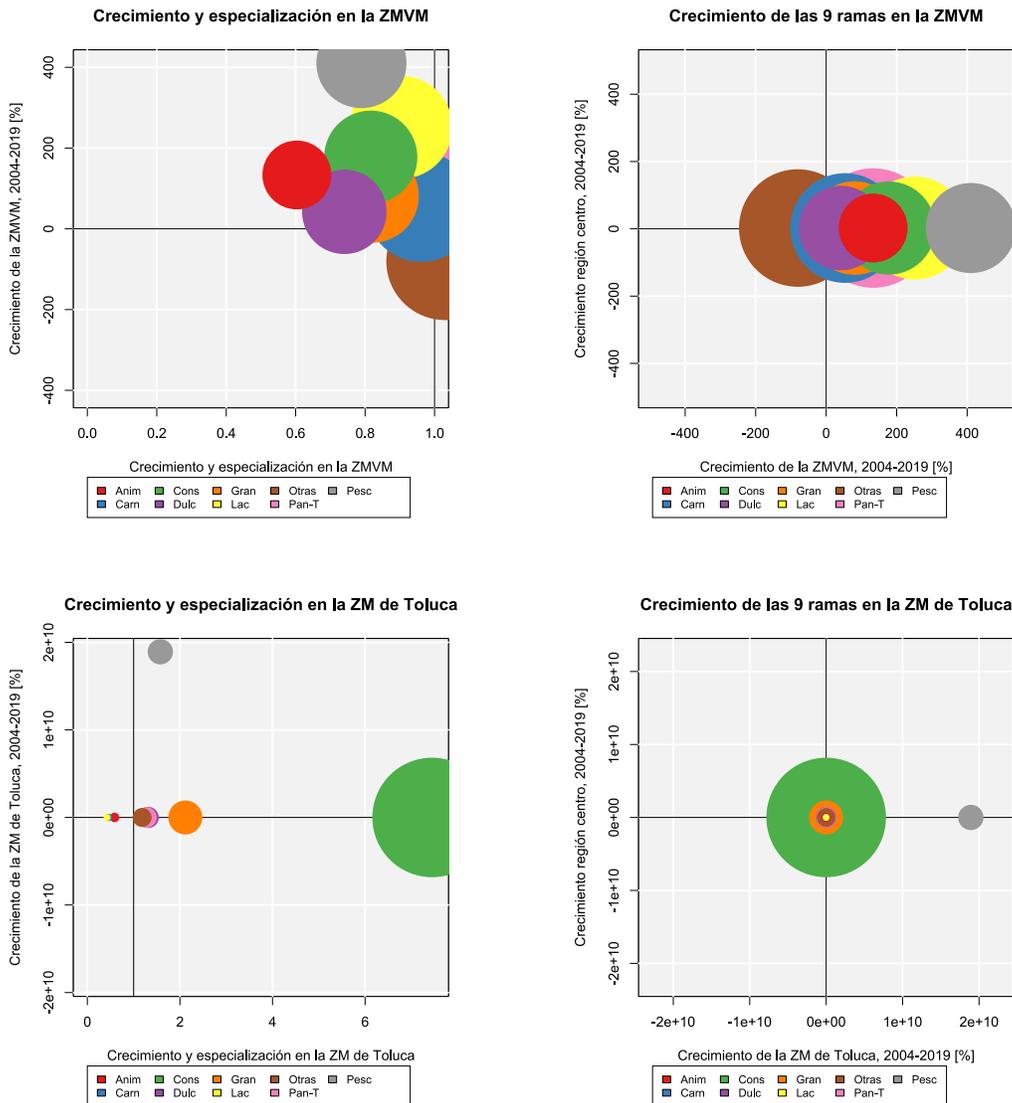
Zona metropolitana	Industrial total mix	Regional share	Net total shift	Cambio (2019 menos 2004)
Cuautla	1.748	1.783	3.116	59,217
Cuernavaca	1.436	1.409	2.023	36,831
Puebla – Tlaxcala	1.292	0.823	1.064	50,486
Pachuca	2.398	0.623	1.493	13,187
Tehuacán	1.894	1.640	3.106	80,639
Teziutlán	2.040	0.206	0.42	-1,008
Tianguistenco	1.895	1.467	2.781	5,685
Toluca	1.595	2.658	4.241	180,703
Tulancingo	2.295	1.480	3.398	18,869
Tlaxcala – Apizaco	2.317	0.530	1.227	6,111
Tula	1.665	2.210	3.679	8,787
ZMVM	0.908	0.923	0.839	45,445

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Tomando como casos aislados de forma deliberada a la ZMVM y a la ZM de Toluca, para que sea replicable el mismo análisis en el resto de las ZMs, se observa que la segunda tuvo el mayor cambio de unidades de productividad, con casi 181 mil unidades, lo que se puede atribuir a ventajas de ubicación que tiene de forma agregada en sus ramas, por el otro lado, la ZMVM tuvo un 25% de la proporción que tiene la ZM de Toluca.

Las Figuras 3.8 muestran el cambio que tuvieron las ramas de ambas ZMs, de acuerdo con un crecimiento por arriba o debajo del comportamiento promedio de la región centro (en a) y de acuerdo con el nivel de especialización arriba o debajo del promedio respecto al resto de las ramas (en b). Además, se relaciona el nivel de LQ que tuvo cada ZM y rama, al ser representado en el tamaño de cada círculo.

Figuras 3.8 Crecimiento y especialización en las zonas metropolitanas (a y b).



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Nota: la representación de las demás ZMs se encuentran en el Anexo.

En el caso de la ZMVM, existe un comportamiento parecido en sus ramas (Figuras 3.8), ya sea: i) en no mostrar un nivel relevante de especialización, pero sí de crecimiento en el nivel de productividad (en a), ii) en tener el mismo nivel de crecimiento que la productividad de la región centro (en b), y iii), en el tamaño del círculo, con un similar LQ subrepresentado a nivel región centro (en a y b).

En la ZM de Toluca se observa que la rama pescados tiene un comportamiento atípico respecto al resto, sin embargo, aunque cuenta con el mismo nivel de especialización que la mayoría de las ramas, tiene sobrerrepresentación en el

crecimiento que tiene la productividad de la ZM. Las demás ramas tienen un comportamiento muy parecido al crecimiento de la región y de la ZM (a y b en todos los casos).

Parte de las demás zonas metropolitanas están especializadas en alguna rama económica, tomando como punto de comparación el resto de la región centro. Por ejemplo, la ZM de Tehuacán en alimentos para animales, la ZM de Cuautla en pescados, la ZM de Puebla – Tlaxcala en dulces, las ZMs de Pachuca y Tlaxcala – Apizaco en lácteos y la ZM de Tianguistenco en carnes (figuras 3.7 a del Anexo).

Dentro de las ramas con mayor crecimiento en las zonas metropolitanas resalta la ZM de Cuautla, al tener seis de las ramas un crecimiento consistente con el dado en la región centro (a excepción de la rama pescados), el mismo caso se observa en la ZM de Tianguistenco en las ramas panadería – tortillas y lácteos (figuras 3.7 b del Anexo).

Una parte de las demás zonas metropolitanas tiene ramas que no crecieron en la región centro al mismo nivel que dentro de ellas mismas, por ejemplo, la ZM de Puebla – Tlaxcala en lácteos, las ZMs de Tehuacán y Tlaxcala – Apizaco en granos, semillas y aceites, y la ZM de Pachuca en la rama otras industrias alimenticias (figuras 3.7 b del Anexo).

Después de haber caracterizado la región, sector y periodo de estudio mediante indicadores y estadísticos, la siguiente sección explica la construcción de variables, supuestos tomados en cuenta e indicios para ser considerados en el modelo econométrico espacial.

4 Construcción, tendencias de las variables e indicadores de proximidad

4.1 Empresas agroalimenticias

La información económica de las empresas proviene de los censos económicos (2004, 2009, 2014 y 2019) realizados por el Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática de México²¹, a través del acceso a microdatos. Para poder enlazar las unidades a través del tiempo se utiliza la metodología de Busso *et al.* (2019) y para identificar la ubicación de las empresas se relacionó las claves geoestadísticas de cada unidad a nivel manzana con el Marco Geoestadístico Nacional de INEGI, tomando en cuenta el centroide de cada manzana²².

²¹ INEGI (2019). Censos económicos. Dirección de Acceso a Microdatos.

²² Por confidencialidad, no fue posible tener acceso a la ubicación exacta de cada empresa, sin embargo, tomar en cuenta el centroide de cada manzana funciona como una buena aproximación de su ubicación. Esto con la excepción de los datos del Censo Económico de 2004, ya que se tomó

Las 9 ramas consideradas forman parte del subsector 311 (industria alimentaria) para los 4 censos económicos. Cabe destacar que parte de las limitaciones por tomar en cuenta únicamente a los censos económicos como fuente de información económica de las empresas es que no consideran a las microunidades (cinco trabajadores o menos, incluyendo el autoempleo), además, no se consideran negocios informales y ambulantes (semifijos).

4.2 Información sobre los estratos de las empresas y las zonas metropolitanas

De las 8,252 empresas de la industria agroalimenticia tomadas en cuenta en las áreas metropolitanas en los 4 censos económicos, la mayoría se encuentra presente en la ZMVM, con cerca del 78% del total, siguiendo Puebla – Tlaxcala y Toluca, con cerca del 5% ambas; las demás ZMs tienen una participación menor al 4% del total.

Para determinar el tamaño de empresa se consideró el número de trabajadores de cada unidad económica, distinguiendo entre micro, chica, mediana y grande, de acuerdo con el criterio que define INEGI (2020). El tamaño de empresa agroalimenticia que tiene mayor predominancia en la base de datos son las empresas micro y pequeñas, siendo la proporción en más de la mitad de las ZMs mayor al 94% del total de empresas. Por otro lado, las empresas grandes representan la menor relación del total de empresas para todas las ZMs, con una proporción cercana al 3%, a excepción de la ZM de Toluca y Puebla – Tlaxcala, con alrededor del 10 y 5% respectivamente. En cuanto a empresas medianas, la mayor proporción se encuentra presente en la ZM de Tehuacán, con 24%.

En las ramas de la industria agroalimenticia en los cuatro censos económicos se observa que la mayor parte de las empresas encuestadas forman parte de la rama panadería – tortillas, con cerca del 71% del total, seguido de lácteos y otras industrias, con cerca del 6% del total. El número de empresas presentes de cada rama tiene una relación directa con las registradas en DENU.

4.3 Construcción de las variables

Las variables independientes que se describen a continuación fueron calculadas al determinar la mínima distancia (euclidiana²³) entre cada una de las empresas y cada uno de los elementos de las variables independientes, seguido de dividir por uno cada uno de los valores, esto último con la finalidad de que una mayor proximidad

como referencia el centroide a nivel AGEB por la falta de datos a nivel manzana en las claves geoestadísticas de ese año.

²³ La implicación de no usar distancias reales podría influir en subestimar en mayor medida la distancia entre las empresas que no se encuentran en la misma zona metropolitana que sus vecinos (explicado en el apartado 4.4.5) y respecto a las variables independientes del modelo (descritos en esta sección).

se interprete como mejores beneficios en la productividad. Esto se realizó con excepción de la última variable, *DensSub*.

Se toma como referencia las investigaciones de Sánchez-Val (2020), Sánchez-Val y Occhino (2018), Sánchez-Val y Harris (2018) y Sánchez-Val *et al.* (2018) para elegir las variables en esta investigación.

- Distancia mínima a parques industriales (*DMinIE*).

Los parques industriales ubicados en las zonas metropolitanas de la región centro fueron obtenidos con base en datos la Asociación Mexicana de Parques Industriales Privados²⁴, el número de parques industriales con los que cuenta cada ZM se muestra a continuación:

Tabla 4.1 Parques industriales por zona metropolitana.

ZM de Cuautla	ZM de Cuernavaca	ZM de Pachuca	ZM de Puebla – Tlaxcala	ZM de Tianguistenco
2	4	2	12	1
ZM de Tlaxcala – Apizaco	ZM de Toluca	ZM de Tula	ZM VM	ZM de Tehuacán
3	9	2	24	1

Fuente: elaboración propia con base en información de AMPIP.

- Distancia mínima a una empresa grande (*DMinLC*)

Adicionalmente, se toma en cuenta en el modelo la distancia de cada una de las empresas a una empresa grande, siendo estas las mayores a 250 trabajadores.

- Distancia mínima a la Red Nacional de Caminos (*DMinHWJ*)

Se consideraron las carreteras estatales y federales en el país, con base en la cartografía de la Red Nacional de Caminos del Instituto Mexicano del Transporte. Con fines prácticos, el cálculo fue hecho a través de la distancia euclidiana entre las empresas y la cartografía de las carreteras.

- Distancia mínima a servicios logísticos y sectores complementarios (*DMinLS*)

Esta variable considera dos elementos:

Los servicios logísticos que le pueden servir de apoyo a las empresas agroalimenticias a expandir sus productos a más regiones. Por lo que se consideró

²⁴ Disponible la información en: <https://www.ampip.org.mx/directorio-de-socios>

a las empresas registradas en DENUÉ con la clasificación del SCIAN 48-49 (transportes, correos y almacenamiento).

A las empresas que pueden ofrecer productos de apoyo a la industria agroalimenticia (de forma intuitiva), con las siguientes clasificaciones del SCIAN: 3222 (fabricación de productos de cartón y papel), 3324 (fabricación de calderas, tanques y envases metálicos) y 333243 (fabricación de maquinaria y equipo para la industria alimentaria y de las bebidas).

- Distancia mínima a centros de investigación y desarrollo (*DMinRyD*)

Para determinar los centros de investigación y desarrollo presentes en la región centro, se tomó en cuenta dos posibles tipos de fuentes de conocimiento para las empresas agroalimenticias:

Universidades: con base en las bases de datos del SIRVOES de la Secretaría de Educación Pública, se consideran a universidades dentro de los municipios de la región centro con programas de estudio que pertenecen a áreas que pueden tener relevancia (de forma intuitiva) para el desempeño de la industria agroalimenticia²⁵. Parte de las palabras clave que tienen dichos programas se pueden observar en la Figura 4.1.

Figura 4.1 Palabras más recurrentes en los nombres de los programas tomados en cuenta.



Fuente: elaboración propia con base en información del SIRVOES.

²⁵ Debido a que las bases de datos se encuentran disponibles únicamente en PDF, no fue posible filtrar y manipular la información para distinguir a los programas de estudios por su fecha de retiro (en los casos en los que ya no son vigentes) y enlazarlos con el año de cada censo económico, Por lo que se homogeneizó la vigencia y se tomó el supuesto de que los programas tienen vigencia en todo el periodo.

Nota: el tamaño de las palabras determina su frecuencia en la base de datos.

Los programas de estudio mencionados en la Figura 4.1 se encuentran principalmente concentrados en la ZM de Puebla – Tlaxcala, en la ZMVM y en la ZM de Toluca (Tabla 4.2).

Tabla 4.2 Número de universidades tomadas en cuenta por zona metropolitana.

ZM de Cuernavaca	ZM de Pachuca	ZM de Puebla – Tlaxcala	ZM de Tehuacán	ZM de Teziutlán
2	2	40	7	1

ZM de Tlaxcala - Apizaco	ZM de Toluca	ZM de Tula	ZM VM
2	13	1	24

Fuente: elaboración propia con base en información del SIRVOES.

Servicios de investigación científica y desarrollo: se consideran los establecimientos dados de alta en DENUÉ (en diferentes años, desde 2010 hasta 2021) en la región centro con la clasificación 5417 del SCIAN de INEGI. La Tabla 4.3 muestra el número de unidades dedicadas a investigación científica y desarrollo en las zonas metropolitanas²⁶. Es esta clasificación existe una mayor concentración de unidades en la ZMVM.

Tabla 4.3 Unidades dedicadas a la investigación científica por zona metropolitana.

ZM de Cuernavaca	ZM de Pachuca	ZM de Puebla – Tlaxcala	ZM de Tehuacán	ZM de Tlaxcala – Apizaco	ZM de Toluca	ZM de Tula	ZM VM
14	1	13	3	1	13	1	88

Fuente: elaboración propia con base en información de DENUÉ, INEGI.

- Densidad del subsector (*DensSub*)

Para determinar la densidad de empresas de la misma rama de la industria agroalimenticia se realizó un *buffer* con un radio de 5 km alrededor de cada empresa.

Esta distancia se eligió por dos razones: i) la significancia en el modelo aumentó al elegir dicho radio²⁷, ii) porque las empresas no necesariamente se ubican dentro de

²⁶ No se enlistaron las zonas metropolitanas faltantes en esta tabla y en las anteriores por ausencia de unidades, de acuerdo con cada variable.

²⁷ Sánchez-Val (2020), Sánchez-Val y Occhino (2020), Sánchez-Val & Harris (2018) y Sánchez-Val *et al.* (2018) tomaron el mismo criterio para definir el radio de la misma variable.

la mancha urbana de cada ZM, por ser a nivel municipal su conformación. Por lo que, tomando en cuenta la distancia a la ciudad central de cada uno de los municipios de las ZMs que calcula Conapo (2018), se consideró la distancia promedio de los siguientes casos: a la ZMVM fue de 6.02 km, para la ZM de Toluca de 5.07 km y en la ZM de Cuautla 4.6 km.

4.4 Comportamiento de las variables

A continuación, se describen los estadísticos y el comportamiento de cada una de las variables independientes explicadas en la sección anterior, así como de la productividad. Cabe destacar que a partir de esta sección se acotarán las observaciones a aquellas que se consideraron en el modelo econométrico panel espacial, de forma previa al balanceo de la base de datos.

Tabla 4.4 Estadísticos de las variables del modelo y unidad de medida.

Unidad	<i>DMinE</i>	<i>DMinRyD</i>	<i>DMinLS</i>	<i>DMinHWJ</i>	<i>DMinLC</i>	<i>DensSub</i>	Productividad
	Metros					Empresas	PBT por trabajador (millones de pesos)
Mínimo	58.97	9.29	13.91	0	0	1	2
1er cuartil	3,867.82	537.58	546.87	822.51	1,266.23	19	213.66
Mediana	7,212.61	994.47	965.21	1,927.91	2,718.01	47	382.46
Media	7,956.04	1,684.03	1,974.29	2,615.06	5,646.76	51.43	1,229.99
3er cuartil	10,854.38	1,836.68	1,866.29	3,829.10	5,690.48	80	770.56
Máximo	81,850.84	32,743.68	92,820.12	9,393.98	116,351.52	214	1,050,476

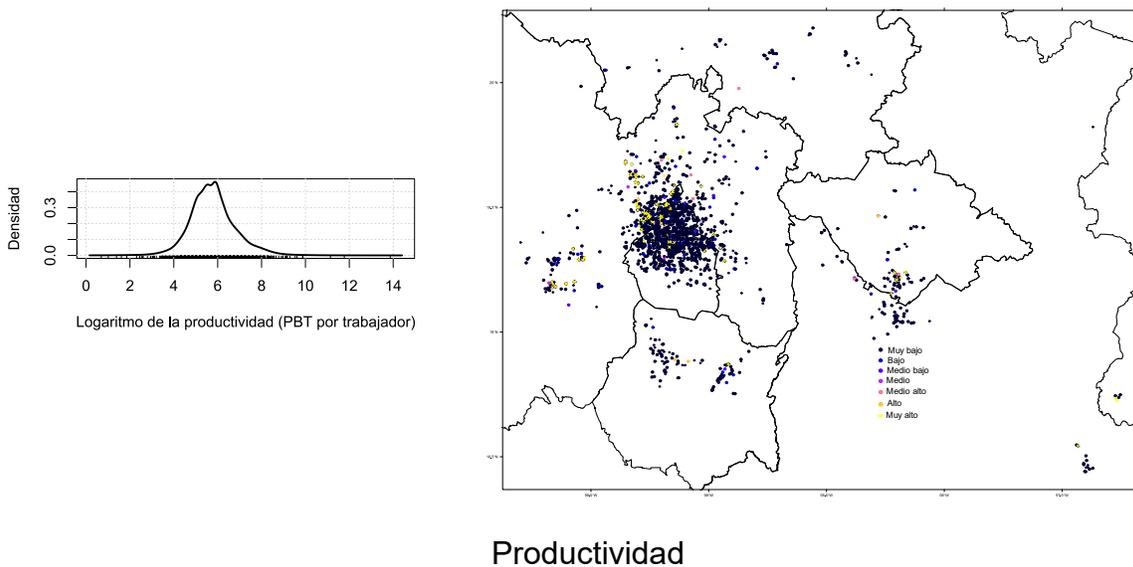
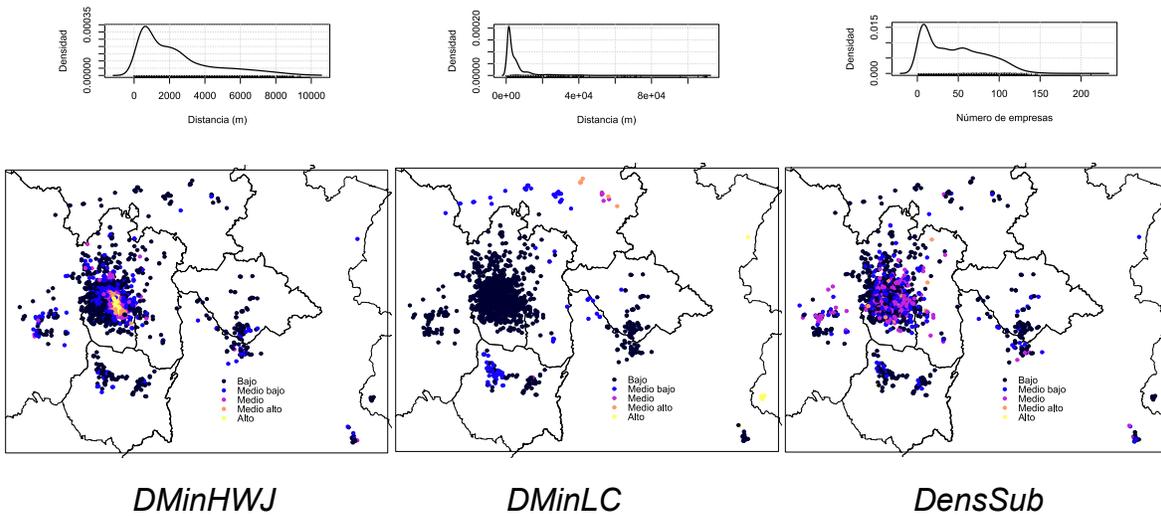
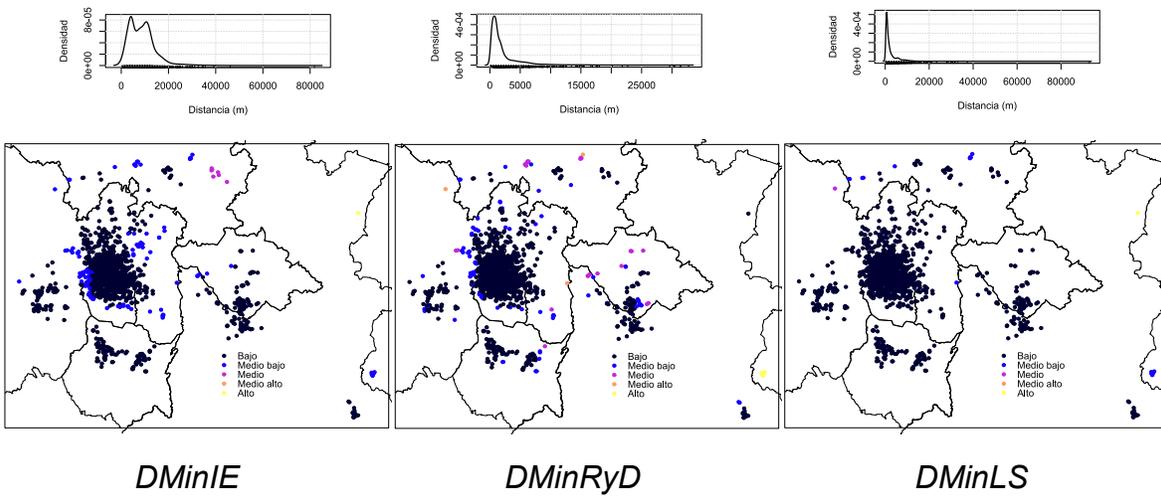
Fuente: elaboración propia con base en información en información de los censos económicos (2004 – 2019) y de cálculos propios.

Nota: tanto en los resultados de la Tabla 4.4, como de las Figuras 4.2 aún no se realiza la operación de dividir las variables de distancia por uno, con el fin de tener un mejor entendimiento del comportamiento de los datos.

Dentro de las variables que consideran la mínima distancia, se identifican contrastes entre sus valores, por ejemplo, en *DMinHWJ* el valor mínimo y máximo no tienen tanta diferencia como ocurre en *DMinLC*. Por otro lado, en *DensSub* se observa la medida en la que existen empresas que están en regiones con alta aglomeración empresarial, mientras otras no pasan de 20 vecinos dentro del radio, a pesar de pertenecer a un entorno urbano (Tabla 4.4).

Las Figuras 4.2 muestran la distribución espacial de las variables del modelo en las empresas agroalimenticias. En las seis variables dependientes existen diferencias entre las empresas que están en la periferia de las zonas metropolitanas y las céntricas. Para su interpretación, los valores más claros denotan mayor lejanía, mientras los oscuros cercanía, de igual forma, cada categoría se conforma por quintiles, a excepción de la productividad, conformada por siete cuantiles.

Figuras 4.2 Mapa con la distribución espacial y gráfico de densidad de las variables dependientes e independiente.



Fuente: elaboración propia con base en información en información de los censos económicos (2004 – 2019), del Marco Geoestadístico de INEGI y de cálculos propios.

Nota: para mejorar la visualización del gráfico de densidad de la productividad se sacó el logaritmo, mientras que los datos del mapa de la misma variable no cuentan con logaritmo. En adición, se agregó la productividad de cada empresa de diferentes años por su promedio. Las empresas grandes están marcadas con una equis amarilla.

En el mapa de la productividad para determinar los cuantiles se consideró: i) las doce empresas más productivas pertenecen al grupo “muy alto” (las cuales generan en promedio en el periodo más de 10 mil millones de pesos de PBT por trabajador al año), ii) las empresas que tienen niveles de productividad por debajo del primer cuartil pertenecen al grupo “muy bajo” (las cuales generan en promedio en el periodo menos de 260 millones de pesos de PBT por trabajador al año) y iii) descartando las empresas de i) y ii), se hizo la clasificación de cuantiles. Esto fue únicamente con el fin de mejorar la visibilidad de categorías en el mapa.

De las Figuras 4.2 y de la Figura 4.5 se pueden observar empresas ubicadas en el municipio de Acultzingo (Veracruz). Estas deberían de ubicarse en los municipios que conforman la ZM de Tehuacán, sin embargo, el error surge por problemas para calibrar la cartografía del Censo Económico de 2004.

En las variables dependientes, parte de los hallazgos que se observan son mayores distancias de la ZM de Teziutlán hacia los parques industriales (*DMinIE*), servicios logísticos – sectores complementarios (*DMinLS*) y empresas agroalimenticias grandes (*DMinLC*), en la ZM de Tulancingo las empresas son lejanas a empresas grandes y a parques industriales. Finalmente, la densidad del subsector (*DensSub*) que tienen las empresas en la periferia de las ZM de Toluca, Cuernavaca, Cuautla, Tlaxcala – Apizaco y Tehuacán es baja.

En el mapa de la productividad se observa la abundancia de empresas en el cuantil más bajo, independientemente de la zona metropolitana a la que pertenezcan o si es empresa grande. Por otro lado, existen casos en los que las empresas son lejanas a las aglomeraciones de puntos y que cuentan con niveles medios y altos de productividad. Para ver las similitudes entre los niveles de productividad de las empresas cercanas entre sí, la siguiente sección lo abordará a través de un análisis exploratorio.

4.4.5 Análisis del comportamiento espacial

En esta sección se lleva a cabo el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (en inglés *ESDA*, *Exploratory Spatial Data Analysis*), considerado un método de análisis ideal para identificar similitudes y correlación de los datos espaciales en términos de proximidad (Anselin, 1996). Por lo que se prueba si un patrón espacial es significativo desde la perspectiva de la estadística espacial, con la finalidad de tener una comprensión más profunda de los efectos espaciales en la productividad de las empresas agroalimenticias.

Para realizar el *ESDA*, se definirán primero los criterios tomados en cuenta para construir la matriz de pesos espaciales, seguido de mostrar los resultados de la asociación espacial global y local dada en la productividad.

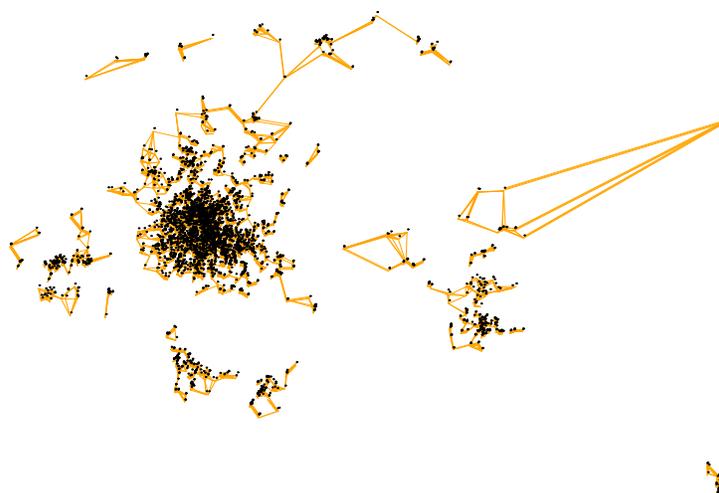
- Matriz de pesos espaciales

Para calcular la matriz de pesos espaciales, W , se definió como vecindad la presencia de los $k = 5$ vecinos más cercanos a cada empresa²⁸ con la metodología de Bivand *et al.* (2008). La matriz W describe la estructura de dependencia entre las unidades espaciales, y es especificada por ser de $N \times N$, no negativa y con ceros en su diagonal (Elhorst, 2017). Los estadísticos dados en esta se presentan en la Tabla 4.5, mientras que la representación gráfica de las conexiones en toda la región centro en la Figura 4.3

Tabla 4.5 Estadísticos de la matriz W (en metros)

Mínimo	1er cuartil	Mediana	Media	3er cuartil	Máximo
12	577	926	1,552	1,581	92,302

Figura 4.3 Representación de las conexiones dadas en la matriz W .



Fuente: elaboración propia con base en cálculos propios (Tabla y Figura 4.4).

En total son 1,810 empresas que tienen información longitudinal en el periodo descrito anteriormente. No todas las conexiones se dan dentro de cada zona metropolitana, como es el caso de las empresas en la ZM de Teziutlán, que llegan a tener dentro de sus vecinos más cercanos a empresas ubicadas en la ZM de Tlaxcala – Apizaco, con más de 92 km de distancia²⁹ (Tabla 4.5 y Figura 4.3).

- Asociación espacial global y local

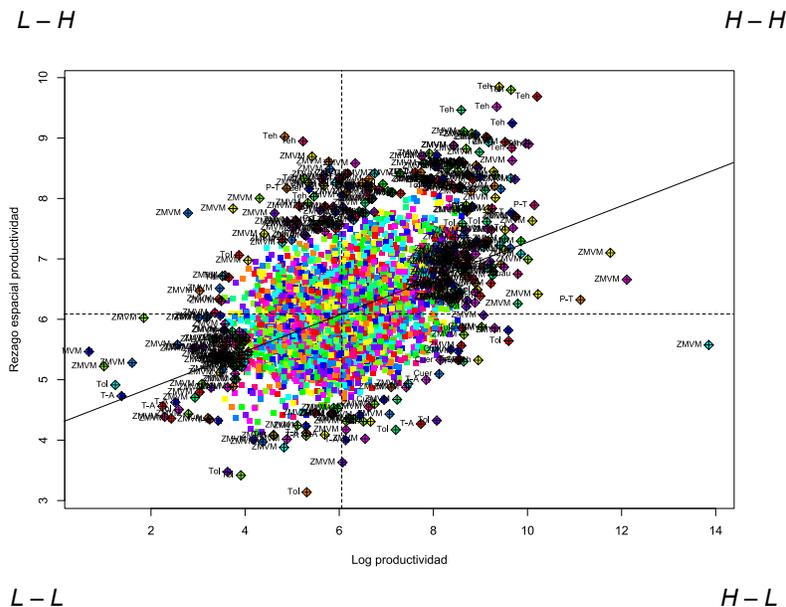
²⁸ Se consideró a los 5 vecinos más cercanos en esta investigación porque la significancia del modelo aumentó con dicho número. El mismo criterio de selección fue hecho por Sánchez-Val (2019), Sánchez-Val y Harris (2018) y Sánchez-Val *et al.* (2018).

²⁹ A pesar de que no es accesible asumir la existencia redes de conocimiento entre las empresas más allá de la propia zona metropolitana y en otra entidad federativa, como el caso de la ZM de Teziutlán, la distancia promedio de las conexiones (1.5 km) en la matriz W da indicio de una potencial conexión empírica de redes de conocimiento entre las empresas. Esta distancia se puede asociar

Los estadísticos de autocorrelación espacial son de utilidad para entender el grado de asociación espacial. En este caso, se hará uso de la variable independiente, para probar si se encuentra distribuida con un determinado patrón o de forma aleatoria en el espacio. Para ello se utiliza el Índice de Moran por la metodología de Bivand y Wond (2018), complementando su entendimiento con la representación gráfica (Figura 4.5).

La Figura 4.4 representa la relación entre los valores de cada empresa en su productividad y el valor promedio que tienen sus vecinos, con dos líneas que separan los valores arriba y debajo del promedio. Por lo que se determina que existe autocorrelación espacial positiva si existen valores similares con las ubicaciones vecinas, siendo esto en las categorías Alto – Alto ($H - H$) y Bajo – Bajo ($L - L$). Por el contrario, el cuadrante inferior derecho, Alto – Bajo, y superior izquierdo, Bajo – Alto, ($H - L$, $L - H$ respectivamente) indica autocorrelación espacial negativa o valores diferentes a los vecinos³⁰.

Figura 4.4 Diagrama de dispersión de Moran: productividad de las empresas agroalimenticias, 2004 – 2019.



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019) y de cálculos propios.

El valor del Índice de Moran muestra que existe correlación positiva, con el valor de 0.299 a un nivel de significancia de 95%, por lo tanto, hay suficiente evidencia para indicar que existe un comportamiento similar en la productividad promedio de los vecinos de cada empresa. En el comportamiento de los efectos espaciales a nivel

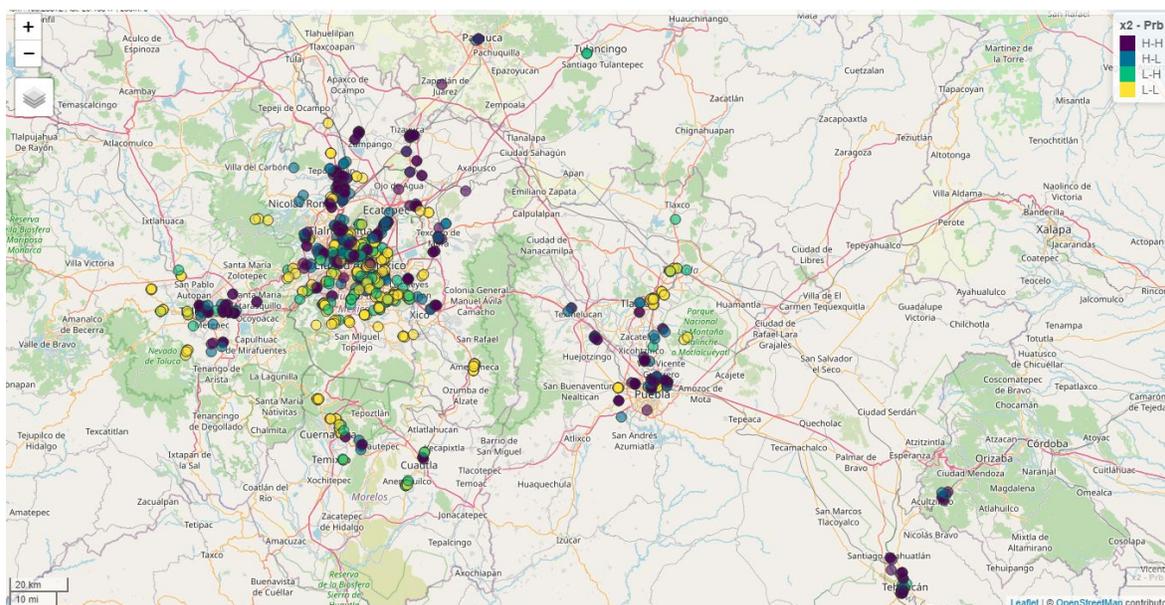
con la investigación de Rosenthal y Strange (2001), aunque en una industria y país diferente: a menos de 1.5 millas existen externalidades positivas por la presencia de negocios similares.

³⁰ Explicación realizada por Luc Anselin, disponible en: https://geodacenter.github.io/workbook/5a_global_auto/lab5a.html#references

zona metropolitana, se observa que los valores atípicos de las empresas de la ZMVM tienen presencia en los 4 cuadrantes. Por otro lado, existe autocorrelación positiva para parte de las empresas de la ZM de Toluca y Tehuacán, aunque para el primer caso más presente en $L - L$ y el segundo en $H - H$ (Figura 4.4).

Al ver los datos a nivel local a través del análisis *LISA (Local Indicators of Spatial Association)*, la Figura 4.5 muestra únicamente a las empresas que pertenecen a alguno de los 4 clústeres en diferentes colores, siendo el 20% de la información tipo longitudinal considerada en el modelo.

Figura 4.5 Mapa de la región centro con los clústeres a los que pertenecen las empresas.



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019), del Marco Geoestadístico de INEGI y de cálculos propios.

La presencia de clústeres espaciales en cada zona metropolitana se comporta de forma uniforme (Tabla 4.6). Mientras más del 60% de las empresas de las ZMs de Tehuacán y Tlaxcala – Apizaco tienen clúster, las empresas de otras ZM no cuentan con clúster (Teziutlán, Tianguistenco y Tula) o tienen una presencia menor al 10% del total (Tulancingo y Pachuca).

Tabla 4.6 Clústeres espaciales por zona metropolitana.

	Cuau	Cuer	Pach	P – T	Teh	Tez	Tian	T – A	Tol	Tula	Tlc	ZMVM
$H - H$	6	2	2	57	28	0	0	0	52	0	0	299
$H - L$	0	3	3	16	4	0	0	2	13	0	0	85
$L - H$	3	4	0	2	3	0	0	5	7	0	2	71
$L - L$	10	17	0	9	0	0	0	23	17	0	0	209
Sin clúster	85	114	50	178	17	3	16	16	134	18	25	2,942

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019), del Marco Geoestadístico de INEGI y de cálculos propios.

Por otro lado, los clústeres espaciales en las ramas agroalimenticias varían de acuerdo con cada clasificación (Tabla 4.7). Mientras la rama granos, semillas y aceites cuenta con el 58% de sus empresas en un clúster $H-H$, sólo el 15% de las empresas de panadería – tortillas pertenece a algún clúster, siendo la mayor proporción en el clúster $L-L$.

Tabla 4.7 Clústeres espaciales por rama económica.

	$H-H$	$H-L$	$L-H$	$L-L$	Sin clúster
Alimentos para animales	62	1	2	0	42
Granos semillas y aceites	70	3	1	1	97
Dulces	11	11	8	5	210
Conservación	19	5	1	4	72
Lácteos	41	8	8	37	224
Carnes	65	8	2	4	174
Pescados	5	2	0	0	7
Panadería – tortillas	78	75	70	219	2,484
Otras industrias	95	13	5	15	288

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019), del Marco Geoestadístico de INEGI y de cálculos propios.

Las asimetrías entre la presencia del clúster $H-H$ en contraste con el clúster $L-L$ y la ausencia de clústeres, como proporción del total de empresas, dan indicio de las ventajas que puede tener sobre la productividad empresarial la presencia de redes de conocimiento en las ramas agroalimenticias y zonas metropolitanas de la región centro.

4.4.6 Análisis del comportamiento temporal

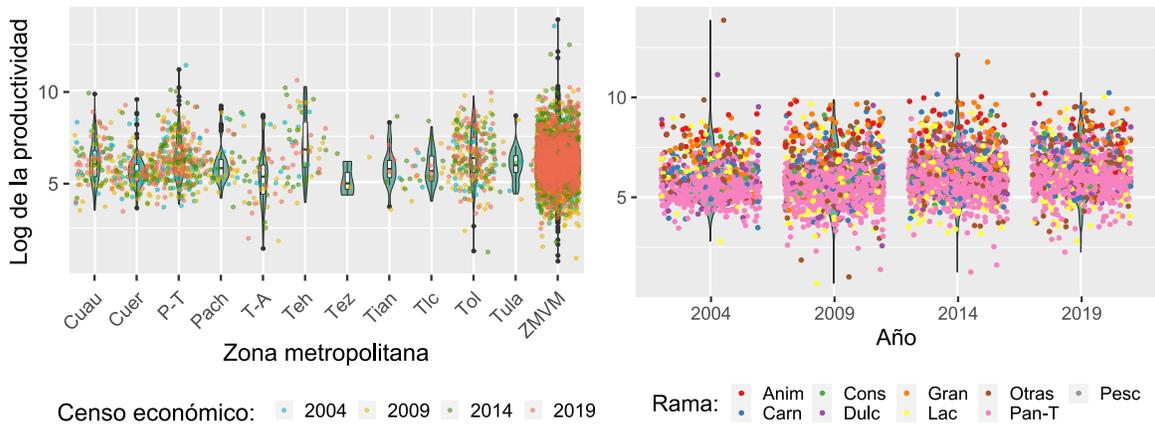
Finalmente, se analiza el comportamiento de la variable dependiente a través del tiempo, ya que el modelo usará información longitudinal. Las Figuras 4.6 (a y b) muestra la distribución de los datos y su densidad de probabilidad a través de un diagrama de violín.

En la heterogeneidad de las zonas metropolitanas se observa que el valor promedio del logaritmo de la productividad ronda entre 5 y 7.5 (148 y 1,808 unidades de PBT por trabajador), con el mayor desempeño en la ZM de Tehuacán y el menor en la ZM de Teziutlán. Por otro lado, la ZMVM tiene mayores disparidades entre sus empresas, con valores atípicos altos en 2004 y 2014, y valores bajos en 2009, no obstante, en general para todas las ZMs existen valores bajos en 2009 (Figuras 4.6 a).

En los cuatro años se observa que existen ligeras diferencias en el comportamiento promedio y en la densidad de la productividad, aunque existen ramas con valores atípicos altos en 2004 y 2019, siendo el caso de las ramas otras industrias y granos,

semillas y aceites. Los valores atípicos bajos se observan en las ramas lácteos, panadería – tortillas y otras industrias (Figuras 4.6 b).

Figuras 4.6 Heterogeneidad en el logaritmo de la productividad de las zonas metropolitanas / años (a y b).



Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019).

Las variables tomadas en cuenta, los supuestos que conllevan y la identificación de elementos que dan evidencia de asociación espacial en la productividad de las empresas son relevantes para el planteamiento del modelo econométrico espacial y la interpretación de los resultados obtenidos en la siguiente sección.

5 Modelo espacial tipo panel de la productividad del empleo en las empresas agroalimenticias

5.1 Especificación del modelo

La variable dependiente, la productividad, medida como la producción bruta total entre la población ocupada de cada empresa se identifica como como el vector de datos $y_N(t) = (PBT/PO)_{i,t}$ y la matriz $X_N(t) = [DensSub, DMinLC, DMinHWJ, DMinLS, DMinRyD, DMinIE]_{i,t}$ de variables independientes se definen respectivamente como: 1) la densidad de empresas de la misma rama en un radio de 5 kilómetros de cada empresa ($DensSub$); 2) la distancia mínima de cada empresa con una empresa grande del sector, definidas como aquellas mayores a 250 trabajadores ($DMinLC$); 3) la distancia mínima de cada empresa a la Red Nacional de Caminos ($DMinHWJ$); 4) la distancia mínima de cada empresa a los servicios logísticos – sectores complementarios ($DMinLS$); 5) la distancia mínima a centros de investigación y desarrollo ($DMinRyD$); y 6) la distancia mínima a parques industriales ($DMinIE$). Como se mencionó, la información económica de las empresas agroalimenticias de las zonas metropolitanas de la región centro proviene de los censos económicos (2004, 2009, 2014 y 2019), por lo que $t = 1, 2, 3, 4$ para las $i = 1, 2, 3, \dots, 1810$ empresas,

identificadas con el centroide de su clave geoestadística a nivel manzana, con base en información de la Dirección de Acceso a Microdatos y del Marco Geoestadístico Nacional de INEGI.

Con base en avances relevantes en la econometría espacial (Milo y Piras, 2012; Elhorst, 2021), el análisis estadístico de esta sección utiliza un modelo espacial autorregresivo de primer orden³¹, a partir de datos con corte longitudinal³². El modelo analiza los determinantes de la productividad a través del espacio y el tiempo de acuerdo con la siguiente especificación:

$$(7) \quad y_N(t) = \lambda W y + X_N(t)\beta + u_N(t)$$

Donde $y_N(t)$ es el vector $N \times 1$ de la productividad entre las unidades espaciales en el tiempo t , W es una matriz binaria de pesos espaciales $N \times N$ de la variable dependiente, λ es un parámetro que indica el efecto de la productividad en los k vecinos cercanos sobre la variable dependiente, $X_N(t)$ la matriz $N \times k$ ³³ de regresores exógenos en el tiempo t , β es el vector $k + 1$ correspondiente a los parámetros de regresión, y $u_N(t)$ el vector $N \times 1$ de términos de perturbación.

Este último elemento está conformado por lo siguiente:

$$(8) \quad u_N(t) = \rho W_N u_N(t) + \varepsilon_N(t)$$

Donde W es la matriz de pesos espaciales, ρ es el parámetro autorregresivo espacial y $\varepsilon_N(t)$ es un vector $N \times 1$ del comportamiento no observado³⁴ en el período t .

Para dar lugar a la autocorrelación temporal del comportamiento no observado, la estructura de componente de error para el vector residual está compuesto por:

$$(9) \quad \varepsilon(t) = (e_T \otimes I_N)\mu_N + v_N$$

Donde μ_N es el vector de efectos específicos transversales, $v_N = [v'_N(1), \dots, v'_N(T)]'$ un vector que contiene el comportamiento no observado, que varían tanto en las

³¹ En palabras de Griffith (2009): “Los modelos autorregresivos espaciales difieren de los modelos de regresión estándar al tener la variable de respuesta y , en ambos lados del signo igual, para tener en cuenta la correlación dentro de la variable. El término de la derecha que contiene $\gamma (\dots)$ indica que estos otros valores se seleccionan de acuerdo con la proximidad geográfica de sus ubicaciones a la de una observación dada”, (traducción propia al español, tomado el texto de la introducción que da el autor al capítulo en el sitio web de ScienceDirect).

³² De acuerdo con Baltagi (2005), parte de las ventajas de usar datos longitudinales sobre datos transversales es que es más accesible controlar la heterogeneidad, variabilidad, ajuste, grados de libertad y tener menos colinealidad, lo cual brinda mayor eficiencia en el modelo.

³³ No confundir la letra k referente a los vecinos más cercanos con la especificación de las dimensiones de la matriz o el vector del modelo.

³⁴ Definido comúnmente en la literatura como innovaciones.

unidades transversales como en los períodos de tiempo. Finalmente e_T es un vector de unos (número) e I_N una matriz identidad de $N \times N$.

5.1.1 Especificación del análisis de impactos en el modelo

Por haber determinado un modelo espacial, su dependencia amplía el conjunto de información para incluir el comportamiento de las regiones vecinas. La siguiente ecuación define su especificación, tomando como referencia a Piras (2014) y a LeSage y Pace (2009):

$$(10) S_r(\mathbf{W}) = (I_{nT} - \lambda \mathbf{W})^{-1} I_{nT} \beta_r$$

Donde $S_r(\mathbf{W})$ expresa el impacto en la variable dependiente de la observación i y tiempo t por un cambio en $X_N(t)$ como una combinación de influencias directas e indirectas. β_r representa el r -ésimo parámetro, nT la dimensión de la información panel y $\mathbf{W} = (I_N \otimes W)$.

Con base en lo anterior, se define que un cambio en una sola observación asociada con cualquiera de las variables independientes produce un cambio en la observación misma (impacto directo promedio), así como en todas las demás observaciones (impacto indirecto promedio). Al sumar ambos tipos de impactos se da el impacto promedio total³⁵.

5.2 Estimación del modelo panel de rezago espacial y análisis de resultados

Para la estimación de los modelos panel espaciales se desarrolló la programación usando la librería de R *splm* de Millo y Piras (2012). Como se describió anteriormente, la base de datos cuenta con 1,810 empresas, las cuales tienen estructura de un panel no balanceado, ya que en varias observaciones existen al menos dos censos económicos en las que no hay información sobre la variable dependiente, la productividad³⁶.

Para definir el mejor modelo especificado, se tomaron en cuenta tres elementos. De acuerdo con la prueba robusta del Multiplicador de Lagrange de Anselin (1988) y con el *AIC*³⁷ (*Akaike Information Criterion*), los efectos espaciales tienen mejor explicación por el rezago espacial, *RLMlag*, que por los errores. Mientras que con

³⁵ La prueba de significación estadística realizada para todos los tipos de impactos es mediante la simulación de Monte Carlo.

³⁶ La importancia de señalar esto es porque no pudo en el software ser corrida la regresión especificada en la ecuación 7 con ausencia de observaciones, por lo que se procedió a balancear la base de datos tipo panel al incorporar en las observaciones ausentes el promedio de la productividad de cada empresa a_i en tiempo t en los que hay datos sobre la productividad, de forma que: $productividad_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i$.

³⁷ Para determinar el *AIC* se consideró el comando del siguiente enlace: <https://github.com/rfsaldanha/ecoespatialunicamp/blob/master/OLD/AICsplm.R>

base en la prueba de Hausman para modelos espaciales, el estimador más apropiado es por efectos fijos³⁸ (en lugar de efectos aleatorios).

La Tabla 5.1 muestra los resultados de la ecuación 7. Para fines prácticos, sólo se da a conocer los resultados de las dos regresiones que tiene un mejor ajuste por el método de máxima verisimilitud (*ML*) y el generalizado de momentos (*GMM*). La primera columna muestra las variables independientes del modelo, el parámetro autorregresivo espacial, λ , finalmente el valor de R^2 , el cuadrado del coeficiente de correlación entre los valores de $y_N(t)$ y el de $y_N(t)$ ajustado.

Tabla 5.1 Resultados de la regresión del modelo panel espacial por *ML* y *GMM*, explicadas ambas por efectos fijos y rezago espacial.

Variable	<i>ML</i>		<i>GMM</i>	
	Estimado	Valor de p	Estimado	Valor de p
<i>DensSub</i>	0.02026	(0.015)	0.01762	(0.037)
<i>DMinLC</i>	0.02613	(0.004)	0.02355	(0.011)
<i>DMinHWJ</i>	-0.01576	(0.160)	-0.01459	(0.196)
<i>DMinLS</i>	0.09526	(0.000)	0.08776	(0.000)
<i>DMinRyD</i>	0.07897	(0.000)	0.07424	(0.000)
<i>DMinIE</i>	-0.01486	(0.540)	-0.01795	(0.461)
λ	0.1225	(0.000)	0.3822	(0.000)
AIC:	8,786.85		-	
R²:	0.819984		-	

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019) y cálculos propios.

Nota: el software arrojó errores al calcular el valor del *AIC* y de R^2 para el método *GMM*, al igual que para las regresiones mostradas no se arrojó el valor de phi. El mismo caso se da en la Tabla 5.3.

Las variables tomadas en cuenta tienen diferentes efectos en el modelo. Tomando un intervalo de confianza del 95%, la cercanía a las carreteras y a un parque industrial, *DMinHWJ*³⁹ y *DMinIE*, tienen un efecto negativo⁴⁰ y no significativo. Las demás variables cuentan con un efecto positivo y con significancia, por ejemplo, para la variable con mayor efecto en la productividad, se puede observar que un

³⁸ Por ser por este método, los efectos específicos del periodo y espacio pueden tratarse con la introducción de una variable *dummy* para cada unidad espacial y para cada periodo de tiempo (excepto en una, con la finalidad de evitar la perfecta multicolinealidad). (Elhorst, 2021).

³⁹ Aunque no es significativo, este resultado es contrario a la relación positiva entre la productividad de las empresas y la cercanía de carreteras que menciona Holl (2016).

⁴⁰ Las variables de las investigaciones de Sánchez-Val (2020), Sánchez-Val y Occhino (2018), Sánchez-Val y Harris (2018) y Sánchez-Val *et al.* (2018) que coincidan con las de esta investigación tienen efecto negativo (con significancia) sobre las empresas (agroalimenticias y no agroalimenticias).

incremento del 10% a la cercanía de servicios logísticos, *DMinLS*, se ve reflejado en un incremento entre 8.77 y 9.52% en la productividad⁴¹.

En cuanto a los efectos espaciales, el valor estimado para el parámetro λ indica que un aumento del 10% en la productividad promedio de los vecinos de la empresa *i* aumentará la misma variable de dicha empresa entre 1.22 y 3.82%. Este resultado es cercano al obtenido por Sánchez-Val y Occhino (2020) y Sánchez-Val (2020) al estudiar las empresas agroalimenticias en diferentes regiones de España.

Los impactos obtenidos en cada variable sobre el modelo se muestran en la Tabla 5.2. Para todas las variables, sin considerar a *DMinHWJ* y *DMinIE* por no ser significativas, el impacto directo es mayor que el indirecto⁴², siendo mayor el efecto directo para la cercanía a los centros logísticos y a centros de investigación y desarrollo, *DMinLS* y *DMinRyD*.

Tabla 5.2 Impactos en las variables del modelo espacial tipo panel por ML.

	Directo	Indirecto	Total
<i>DensSub</i>	0.02008 (0.020)	0.00280 (0.037)	0.02288 (0.020)
<i>DMinLC</i>	0.02579 (0.004)	0.00360 (0.009)	0.02939 (0.004)
<i>DMinHWJ</i>	-0.01571 (0.144)	-0.00219 (0.173)	-0.01790 (0.145)
<i>DMinLS</i>	0.09548 (0.000)	0.01333 (0.000)	0.10881 (0.000)
<i>DMinRyD</i>	0.07890 (0.000)	0.01102 (0.000)	0.08992 (0.000)
<i>DMinIE</i>	-0.01391 (0.492)	-0.00194 (0.494)	-0.01586 (0.491)

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019) y cálculos propios. El valor de p se escribe en el paréntesis.

Nota: no fue posible obtener en el software los resultados para el método GMM.

Para la interpretación de los resultados se hará uso de la variable *DMinLS*: si la distancia mínima a servicios logísticos aumenta en 1%, la productividad de las empresas agroalimenticias aumentará en casi 1% (efecto directo). Esto supondrá un aumento de aproximadamente 0.003% en la productividad de las empresas vecinas (efecto indirecto).

⁴¹ Se usó en todas las ecuaciones un modelo log – log, por lo que los coeficientes son interpretados como elasticidades.

⁴² Por lo que se puede inferir que el impacto total de las variables con significancia en el modelo se ven explicadas en menor proporción por el rezago espacial de los vecinos que por el efecto interno.

5.2 Estimación del modelo panel espacial tipo Durbin y análisis de resultados

Se incorpora como explicación complementaria un modelo panel espacial tipo Durbin, al considerar el rezago espacial, W , en las variables independientes, $X_N(t)$ (Elhorst, 2021)⁴³.

Los resultados en la Tabla 5.3 sólo consideran el método por *GMM*, por ser el único que cuenta con al menos una variable independiente significativa y con efecto de la matriz de rezago espacial, además, se seleccionó el modelo por efectos fijos y rezago espacial con los mismos criterios considerados para los resultados de la Tabla 5.1.

Tabla 5.3 Resultados de la regresión del modelo panel espacial tipo Durbin por *GMM*, explicada por efectos fijos y rezago espacial.

	Estimado	Valor de p
<i>DensSub</i>	0.01697	(0.047)
<i>DMinLC</i>	0.02256	(0.015)
<i>DMinHWJ</i>	-0.01357	(0.232)
<i>DMinLS</i>	0.08416	(0.000)
<i>DMinRyD</i>	0.07272	(0.000)
<i>DMinIE</i>	-0.01911	(0.436)
$W * DensSub$	-0.00491	(0.716)
$W * DMinLC$	-0.01766	(0.171)
$W * DMinHWJ$	-0.00249	(0.853)
$W * DMinLS$	-0.00630	(0.674)
$W * DMinRyD$	0.04605	(0.001)
$W * DMinIP$	0.00513	(0.762)
λ	0.5027	(0.000)

Fuente: elaboración propia con base en información de los censos económicos (2004 – 2019) y cálculos propios.

En las variables que no incluyen rezago espacial, los resultados siguen patrones similares a los dados por el método *GMM* en la Tabla 5.1. Los aspectos por mencionar son: i) el parámetro λ indica un mayor nivel de explicación en los efectos espaciales en la productividad, comparado con el dado en los modelos que no son tipo Durbin; y ii) el parámetro $W * DMinHWJ$ muestra que la distancia mínima a centros de investigación y desarrollo puede tener un efecto indirecto espacial en la productividad de los vecinos de cada empresa.

⁴³ Para más información de la especificación de un modelo panel espacial tipo Durbin consultar la fuente citada.

6 Discusión y conclusiones

En esta investigación se toma en cuenta al espacio y los efectos que pueden desencadenarse sobre la productividad de las empresas al ubicarse en un entorno urbano, ya sea por la cercanía a variables geográficas relevantes o por las interacciones entre empresas vecinas. Con base en los resultados del modelo e indicios en el análisis del comportamiento espacial, los efectos espaciales contribuyen en explicar la productividad de las empresas agroalimenticias en las zonas metropolitanas del centro de México de 2004 a 2019. Por lo que, considerando los supuestos desarrollados anteriormente, existen elementos para no rechazar la hipótesis planteada.

La estructura comienza planteando el marco teórico, donde se sustenta con base en otras investigaciones la hipótesis planteada. Esta tiene como punto de partida las aportaciones de MAR (Marshall – Arrow – Romer), adicionalmente, toma en cuenta la relevancia que existe para las empresas un entorno metropolitano y la proximidad, que no necesariamente tiene que ser una proximidad geográfica, por lo que se pueden tomar en cuenta otras dimensiones, como es la relacional.

Después, para dar un contexto de la industria de estudio, se mostraron indicadores económicos a diferentes niveles de desagregación. Parte de los puntos a destacar es que, a través de la MIP, se añade como sustento a la hipótesis planteada la existencia de interacciones entre las ramas de la industria agroalimenticia a través de compras y ventas. Por otro lado, los datos mostrados a través de los censos hechos por INEGI a nivel nacional, como es en el Sistema de Cuentas Nacionales, muestran las tendencias que tuvo la producción en el periodo de estudio, mientras que los resultados de la ENOE dan un panorama más allá de la cantidad de fuerza de trabajo del subsector, describiendo rasgos socioeconómicos que la caracterizan, como es la escolaridad, sexo, empleos complementarios, entre otros.

Adicionalmente, en la tercera sección se abordan indicadores a nivel zona metropolitana, para entender el nivel de participación, especialización, concentración y el cambio dado en el crecimiento regional de las ramas de la industria agroalimenticia para el periodo considerado. Parte de los hallazgos es el dinamismo que ha tenido la ZM de Tehuacán en la rama alimentos para animales, o la falta de especialización y homogeneidad que tienen las ramas en la ZMVM. En cuanto a los cambios dados en el tiempo, el análisis *shift & share* muestra un mejor rendimiento para las ZMs de Pachuca, Tlaxcala – Apizaco, Toluca y Tula, como es en el nivel de sobrerepresentación en sus industrias o en las ventajas de ubicación que da la zona metropolitana sobre las demás.

De forma previa a correr el modelo, el análisis del comportamiento de las variables y el *ESDA* dan un contexto sobre los datos tomados en cuenta. El número de vecinos más cercanos seleccionado tiene como implicación que exista en la matriz de pesos espaciales conexiones fuera de cada zona metropolitana, aunque esto no limita la composición de clústeres en la asociación espacial local. Los principales

hallazgos en esta última muestran que las zonas metropolitanas con mayor presencia de clústeres con productividad alta es la ZMVM, Puebla – Tlaxcala y Toluca, sin embargo, considerando la proporción de clústeres con productividad alta sobre el total, la ZM de Tehuacán sobresale sobre el resto.

Finalmente, los resultados del modelo econométrico espacial tipo panel dan señales de la presencia de efectos espaciales entre las empresas, con resultados parecidos a los dados en la literatura consultada en el parámetro autorregresivo espacial. Las variables independientes que destacan es la distancia mínima a servicios logísticos – sectores complementarios y a centros de investigación y desarrollo, siendo en el segundo caso relevante la presencia de vecinos con un centro de investigación y desarrollo cercano sobre la productividad.

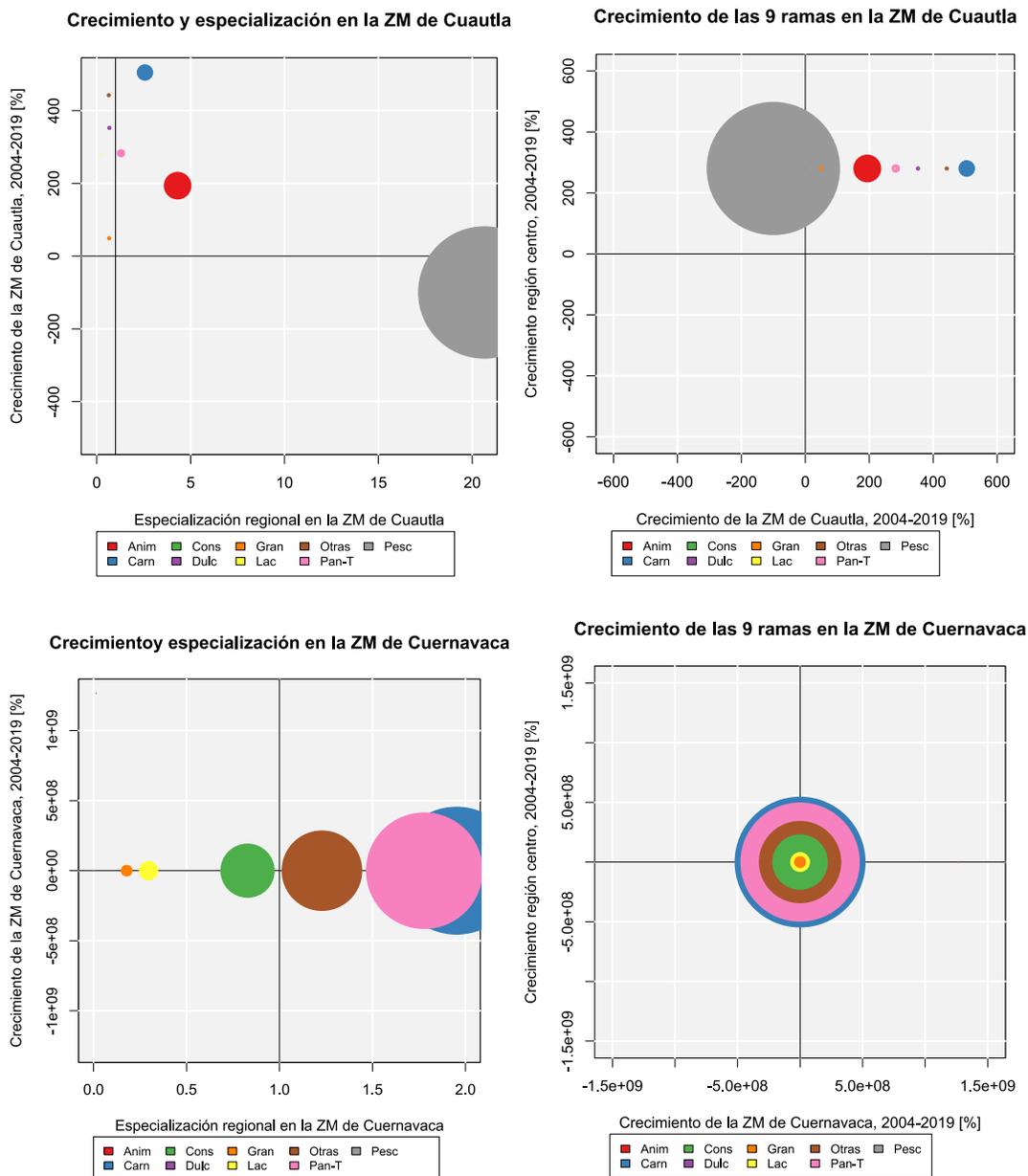
Parte de las aportaciones de esta investigación se encuentran en tres elementos: 1) delimitado a la información proporcionada por los censos económicos, el análisis de indicadores usados en la economía urbana y regional describen la composición sectorial que tienen las zonas metropolitanas de la región centro de México en la industria agroalimenticia y en el periodo de estudio; 2) la presencia o ausencia de clústeres espaciales y de efectos de las variables del modelo especificado dan indicio del papel que tienen las economías de la proximidad y de localización en la región de estudio; y 3) la disponibilidad de la ubicación a nivel manzana de las empresas permite mejorar la especificación del modelo econométrico espacial, más allá del análisis tradicional que se hace en otras investigaciones en México, donde la desagregación es a nivel municipal o estatal.

Las limitaciones que tiene esta investigación es la imposibilidad de determinar para las empresas agroalimenticias en la región centro si existen otros tipos de proximidad que generen externalidades positivas sobre la productividad (por ejemplo, la proximidad relacional, tecnológica o cognitiva), si hay presencia de redes informales de conocimiento entre empresas, o vínculos formales con otros agentes (compradores, proveedores y colaboradores para realizar investigación y desarrollo); así como contemplar variables económicas que sumen al entendimiento de los determinantes de la productividad y de elementos que faciliten su difusión a través de efectos espaciales.

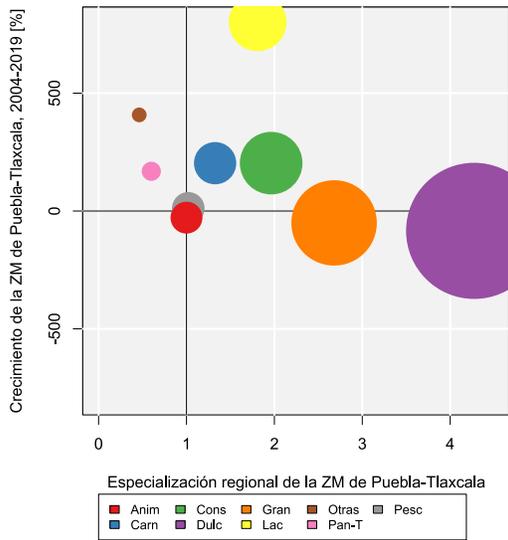
Sin embargo, los hallazgos dan indicio de elementos que pueden tomar en cuenta las empresas agroalimenticias al elegir su ubicación, como es el nivel de productividad que tienen las empresas con proximidad geográfica, la cercanía a servicios logísticos – sectores complementarios, a centros de investigación y desarrollo y a universidades con programas de estudio de importancia para la industria agroalimenticia.

Anexo

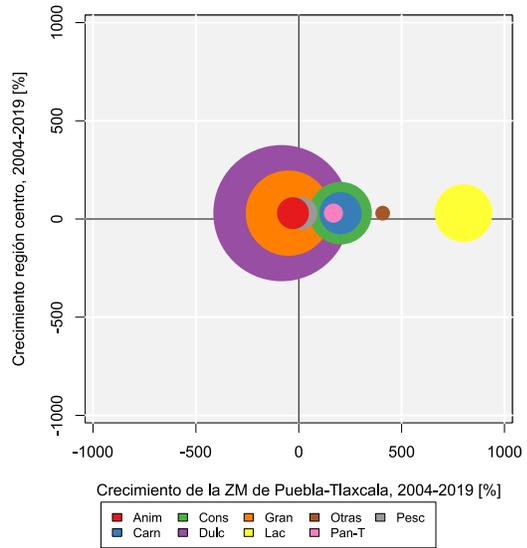
Figuras 3.7 Crecimiento y especialización en las zonas metropolitanas (a y b). Fuente: elaboración propia.



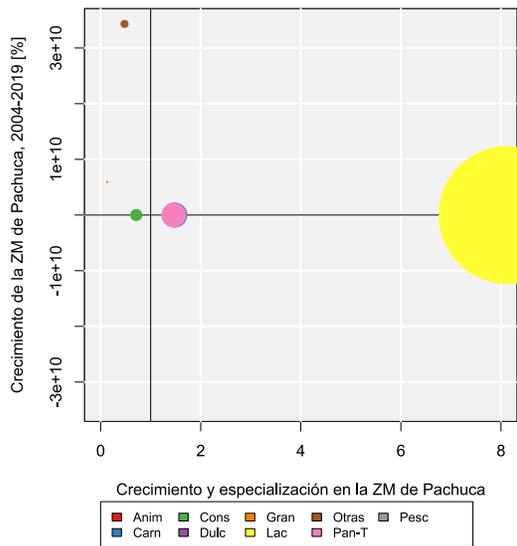
Crecimiento y especialización en la ZM de Puebla-Tlaxcala



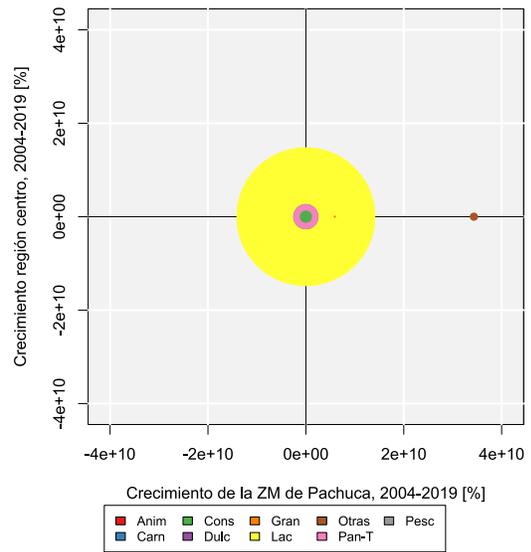
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Puebla-Tlaxcala



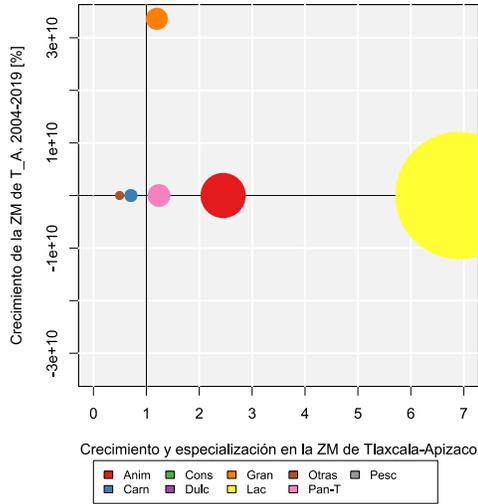
Crecimiento y especialización en la ZM de Pachuca



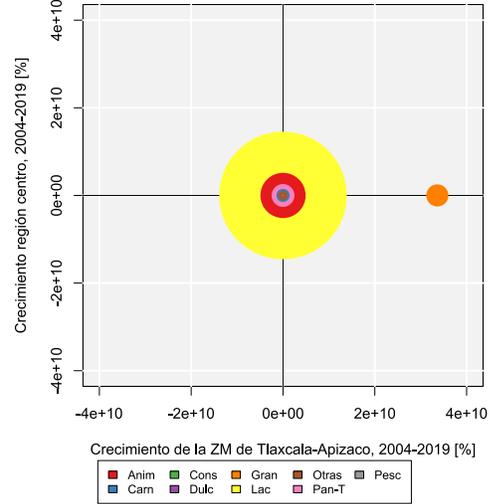
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Pachuca



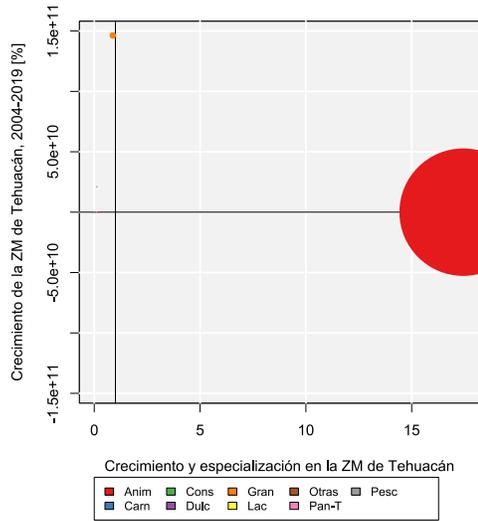
Crecimiento y especialización en la ZM de Tlaxcala-Apizaco



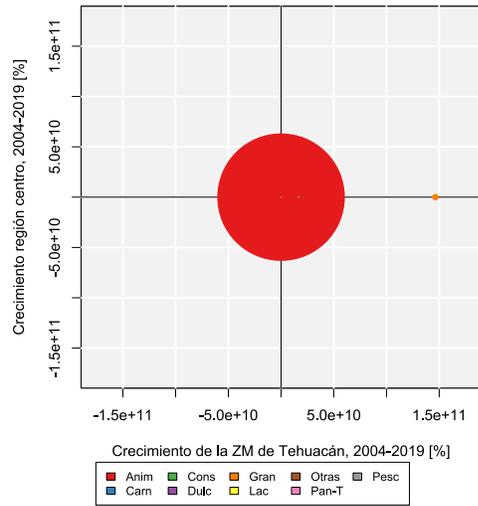
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Tlaxcala-Apizaco



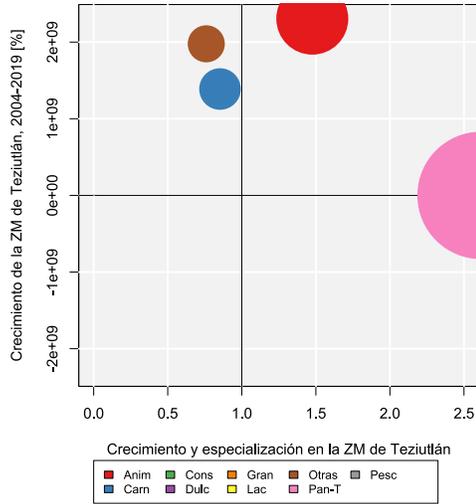
Crecimiento y especialización en la ZM de Tehuacán



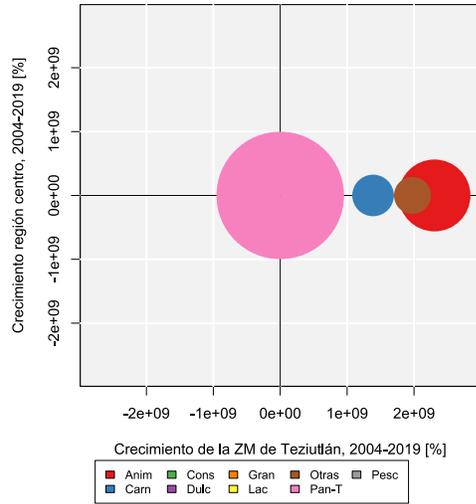
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Tehuacán



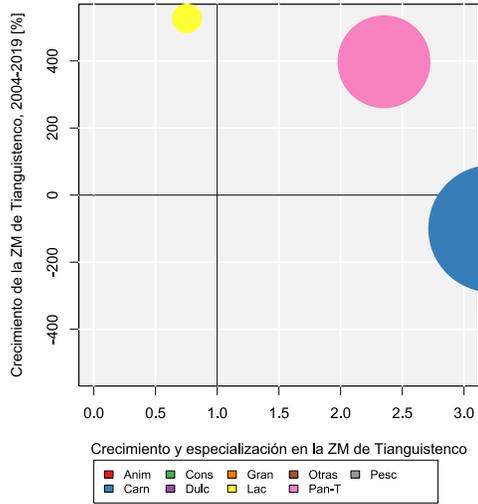
Crecimiento y especialización en la ZM de Teziutlán



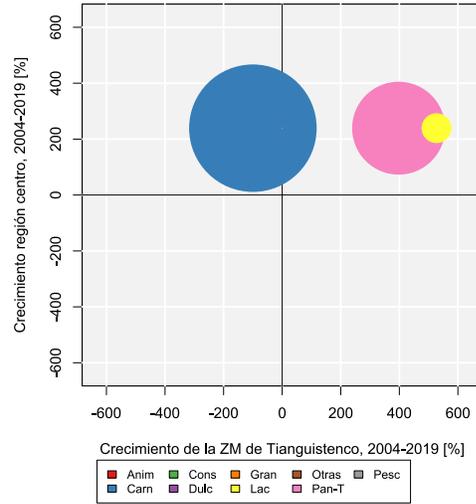
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Teziutlán



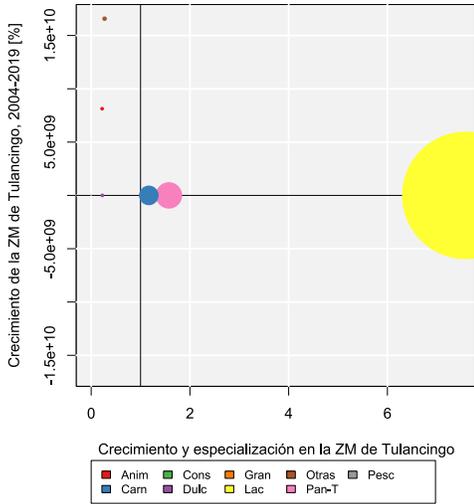
Crecimiento y especialización en la ZM de Tianguistenco



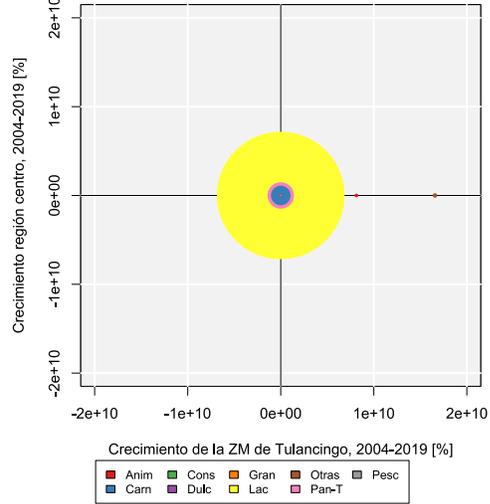
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Tianguistenco



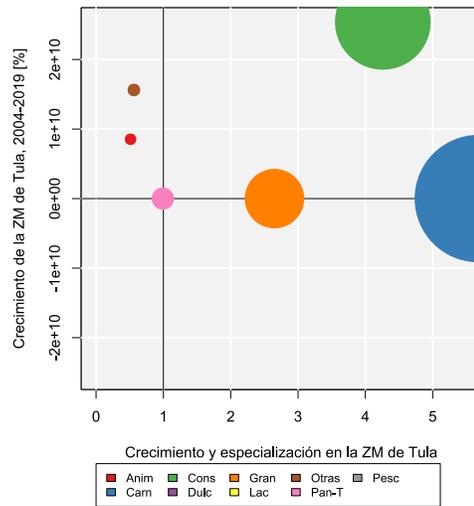
Crecimiento y especialización en la ZM de Tulancingo



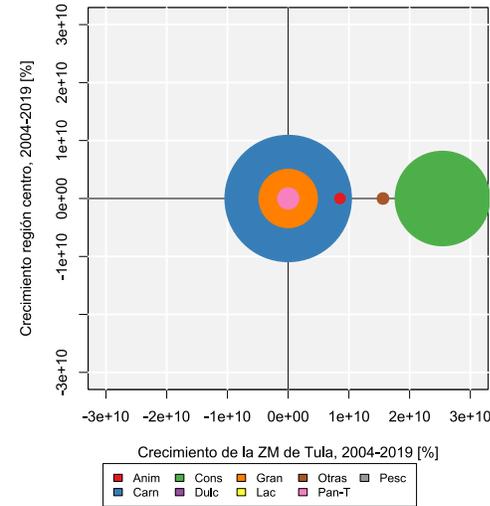
Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Tulancingo



Crecimiento y especialización en la ZM de Tula



Crecimiento de las 9 ramas en la ZM de Tula



Apéndice

- Criterio de Rasmussen

El análisis de los encadenamientos dados en la matriz de insumo producto de México en 2013 es realizado por el criterio de Rasmussen (1956), usando la paquetería “ioanalysis” de Wade y Sarmiento-Barbieri (2019) en R.

A través del modelo de demanda de Leontief, l , y de oferta de Ghosh, g , se determinan respectivamente los encadenamientos hacia atrás (BL , *backward linkages*) y hacia delante (FL , *forward linkages*).

$$(11) \quad BL_j = \frac{\sum_{i=1}^n l_{ij}}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n l_{ij}}$$

$$(12) \quad FL_i = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n g_{ij}}{\frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n g_{ij}}$$

Donde l_{ij} se interpreta como el cociente de la demanda final del sector j que contribuye a la producción total del sector i , g_{ij} la proporción del valor agregado del sector i que contribuye a la producción total del sector j , ij es el elemento de la i -ésima fila y la j -ésima columna de la inversa de l_{ij} y g_{ij} , finalmente n el número de sectores.

Índice de tablas

Tabla 3.1 Ramas de la industria agroalimenticia.....	14
Tabla 3.2 PIB anual nacional por rama de la industria agroalimenticia, 2003 - 2018.....	15
Tabla 3.3 Demanda final en las ramas de la industria agroalimenticia, 2012.....	17
Tabla 3.4 Estadísticos de la productividad en la industria agroalimenticia y número de unidades económicas, 2004 – 2019.....	20
Tabla 3.5 Estadísticos de la productividad en la industria agroalimenticia y número de observaciones por año.....	20
Tablas 3.6 Coeficiente de reestructuración y redistribución (a y b) de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.....	25
Tabla 3.7 Indicadores del análisis <i>shift & share</i> de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.....	26
Tabla 4.1 Parques industriales por zona metropolitana.....	30
Tabla 4.2 Número de universidades tomadas en cuenta por zona metropolitana.....	32
Tabla 4.3 Unidades dedicadas a la investigación científica por zona metropolitana.....	32
Tabla 4.4 Estadísticos de las variables del modelo y unidad de medida.....	33
Tabla 4.5 Estadísticos de la matriz W (en metros).....	36
Tabla 4.6 Clústeres espaciales por zona metropolitana.....	38
Tabla 4.7 Clústeres espaciales por rama económica.....	39
Tabla 5.1 Resultados de la regresión del modelo panel espacial por ML y GMM , explicadas ambas por efectos fijos y rezago espacial.....	43
Tabla 5.2 Impactos en las variables del modelo espacial tipo panel por ML	44
Tabla 5.3 Resultados de la regresión del modelo panel espacial tipo Durbin por GMM , explicada por efectos fijos y rezago espacial.....	45

Índice de figuras

Figura 3.1 Delimitación de las zonas metropolitanas de la región centro a nivel municipal.....	13
Figura 3.2 Diagrama de cuerdas con la representación del origen y destino de las transacciones entre las ramas de la industria agroalimenticia (demanda intermedia), 2012.....	16
Figura 3.3 Clasificación de ramas económicas según el criterio Rasmussen, 2013.....	18
Figura 3.4 Densidad de la productividad de las empresas agroalimenticias, 2004 – 2019.....	20
Figuras 3.5 Diagrama de cuerdas con la participación de cada rama en las ZMs (P_{ij}) y de cada ZM en las ramas (P_{ji}) respectivamente (a y b).....	21
Figura 3.6 Coeficiente de localización de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.....	22
Figuras 3.7 Especialización regional y sectorial (a y b) de la industria agroalimenticia en la región centro, 2004 – 2019.....	24
Figuras 3.8 Crecimiento y especialización en las zonas metropolitanas (a y b).....	27
Figura 4.1 Palabras más recurrentes en los nombres de los programas tomados en cuenta.....	31
Figuras 4.2 Mapa con la distribución espacial y gráfico de densidad de las variables dependientes e independiente.....	33
Figura 4.3 Representación de las conexiones dadas en la matriz W	36
Figura 4.4 Diagrama de dispersión de Moran: productividad de las empresas agroalimenticias, 2004 – 2019.....	37
Figura 4.5 Mapa de la región centro con los clústeres a los que pertenecen las empresas.....	38
Figuras 4.6 Heterogeneidad en el logaritmo de la productividad de las zonas metropolitanas / años (a y b).....	40

Bibliografía

Aleksanyan L., Huiban JP. (2016). Economic and financial determinants of firm bankruptcy: evidence from the French food industry, *Rev Agric Food Environ Stud*, <https://doi.org/10.1007/s41130-016-0020-7>

Amin A., Wilkinson F. (1999). Learning, proximity and industrial performance: an introduction, *Cambridge Journal of Economics* 23, 121–125, <http://www.jstor.org/stable/23599579>

Anselin L. (1988). Spatial econometrics: methods and models (Vol. 4), *Springer Science & Business Media*, ISBN: 978-94-015-7799-1.

----- (1996). Interactive techniques and exploratory spatial data analysis, *Regional Research Institute Working Papers*, https://researchrepository.wvu.edu/rri_pubs/200

----- (2001). Spatial econometrics. Obtenido de Baltagi, B. (Ed.), Companion to Theoretical Econometrics, *Blackwell Scientific Publications*, Oxford, 310-330, ISBN: 978-0-631-21254-6.

Anselin L., Varga A., Acs Z. J. (1997). Local Geographic Spillovers between University Research and High Technology Innovations, *Journal of Urban Economics*, 42(3), pp. 422-448, <https://doi.org/10.1006/juec.1997.2032>

Asuad N. E. (2001). Economía regional y urbana. Introducción a las teorías, técnicas y metodologías básicas, *Colegio de Puebla A.C. y BUAP*, Puebla, México, ISBN: 968 863 502 2

Audretsch D. B. (2003). Innovation and Spatial Externalities, *International Regional Science Review*, 26(2), pp. 167-174, <https://doi.org/10.1177/0160017602250973>

Autant-Bernard C. (2001). The Geography Of Knowledge Spillovers And Technological Proximity, *Economics of Innovation and New Technology*, 10:4, 237-254, <https://doi.org/10.1080/10438590100000010>

Balland P. A., Belso J. A., & Morrison A. (2016). The dynamics of technical and business knowledge networks in industrial clusters: Embeddedness, status, or proximity? *Economic Geography*, 92(1), 35-60, DOI: 10.1080/00130095.2015.1094370

Baltagi B. H. (2005). Econometric Analysis Of Panel Data, *John Wiley & Sons Ltd*, Chichester, <https://doi.org/10.1017/S0266466600006150>

Bivand R. S., Pebesma E. J., Gómez-Rubio V., Pebesma E. J. (2008). Applied spatial data analysis with R, *New York: Springer*, ISBN: 978-1-4614-7618-4

- Bivand R. S., Wong D. W. (2018). Comparing implementations of global and local indicators of spatial association, *Test*, 27(3), 716-748, DOI: 10.1007/s11749-018-0599-x
- Blanchard P., Huiban J. P., Mathieu C. (2012). The determinants of firm exit in the French food industries, *Review of Agricultural and Environmental Studies*. 93, <https://ideas.repec.org/s/rae/jourae.html>
- Boschma R. (2005). Editorial: Role of Proximity in Interaction and Performance: Conceptual and Empirical Challenges, *Regional Studies*, 39:1, 41-45, DOI: 10.1080/0034340052000320878
- Bouba O., Carrincazeaux C., Coris M., Ferru M. (2015). Proximity dynamics, social networks and innovation, *Regional Studies*, 49(6), 901-906, DOI: 10.1080/00343404.2015.1028222
- Bouba O., Grossetti M. (2008). Socio-economics of proximity, *Revue d'Economie Regionale Urbaine*, (3), 311-328, DOI: 10.3917/reru.083.0311
- Bragoli D., Burlina C., Cortelezzi F., Marseguerra G. (2022). Banking proximity and firm performance. The role of small businesses, community banks and the credit cycle, *Applied Economics*, 54:57, 6605-6624, DOI: 10.1080/00036846.2022.2073959
- Busso M., Fentanes O. E., Levy S. (2019). Vinculación longitudinal de los Censos Económicos 1994-2014 de México, *Realidad, datos y espacio. Revista internacional de estadística y geografía*, p. 82-99, ISSN 2007-2961
- Capello R. (2017). Seminal studies in regional and urban economics, *Berlin: Springer*, ISBN: 978-3-319-57807-1
- Caragliu A., Nijkamp P. (2016). Space and Knowledge Spillovers in European Regions: The Impact of Different Forms of Proximity on Spatial Knowledge Diffusion, *Journal of Economic Geography*, 16, 749–774, DOI:10.1093/jeg/lbv042
- Carbajal Y., De Jesús L. (2017). Empleo manufacturero en la Región Centro de México. Una estimación por gran división, *Contaduría y administración*, 62(3), 880-901, <https://doi.org/10.1016/j.cya.2017.04.004>
- Cardamone P. (2020). Productivity and spatial proximity: evidence from the Italian food industry, *International Review of Applied Economics*, 34(3), 327-341, <https://doi.org/10.1080/02692171.2020.1732308>
- Castañón R., Solleiro J. L., del Valle M. C. (2003). Estructura y perspectivas de la industria de alimentos en México". *Comercio Exterior*, vol. 53, N° 2 pp. 114-127, <http://revistas.bancomext.gob.mx/rce/magazines/15/2/cast0203.pdf>

Ciccone A. (2002). Agglomeration effects in Europe, *European Economic Review*, 46, pp. 213-227, [https://doi.org/10.1016/S0014-2921\(00\)00099-4](https://doi.org/10.1016/S0014-2921(00)00099-4)

Conapo (2018). Delimitación de las zonas metropolitanas de México 2015, <https://www.gob.mx/conapo/documentos/delimitacion-de-las-zonas-metropolitanas-de-mexico-2015>

Cortés E. C., Marco B., Marhuenda E. M., García F., Larrosa, P. S. (2017). Location decisions and agglomeration economies: Domestic and foreign companies, *Investigaciones Regionales, Journal of Regional Research*, (39), 99-135, ISSN: 2340-2717.

Delgado J., Larralde A., Anzaldo C., Ramírez B. (1999). La corona regional de la Ciudad de México. Primer anillo exterior en formación, *Transiciones. La nueva formación territorial de la Ciudad de México*, Universidad Autónoma Metropolitana-Plaza y Valdés, México, pp. 171-194, ISBN: 9688567035.

Delgado J. (2003). La urbanización difusa, arquetipo territorial de la ciudad región, *Revista Sociológico* No. 51, UAM AZ, ISSN: 0187-0173

Domínguez C. P. (2013). Organización espacial intraurbana del mercado de trabajo en las zonas Metropolitanas del centro de México 2010, *Colecciones Digitales de El Colegio de México*, <https://repositorio.colmex.mx/concern/theses/h415p978s?locale=es>

Dunn Jr. E. S. (1960). A statistical and analytical technique for regional analysis, *Papers in Regional Science*, 6(1), 97-112, DOI: 10.1111/j.1435-5597.1960.tb01705.x

Duranton G., Puga D. (2004). Micro-foundations of Urban Agglomeration Economies, *Handbook of Urban and Regional Economics*, volume 4, DOI:10.1016/S1574-0080(04)80005-1

Dutta S., Lanvin B., Wunsch-Vincent S. (2017). Global Innovation Index 2017, *INDEAD-WIPO-Cornell University*, ISBN: 979-10-95870-04-3

Elhorst J. P. (2021). Spatial panel models and common factors. Obtenido de M. Fischer, & P. Nijkamp (Eds.), *Handbook of regional science* (2 ed., pp. 2141-2159), *Springer Berlin / Heidelberg*. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-662-60723-7_86

----- (2017) Spatial Panel Data Analysis. Obtenido de: Shekhar S., Xiong H., Zhou X. (Eds.) *Encyclopedia of GIS*, 2nd edition, pp. 2050-2058, *Springer International Publishing*, ISBN: 9783319178851.

Esteban J. (2000). Regional convergence in Europe and the industry mix: a shift-share analysis, *Regional science and urban economics*, 30(3), 353-364, [https://doi.org/10.1016/S0166-0462\(00\)00035-1](https://doi.org/10.1016/S0166-0462(00)00035-1)

- FAO (2013). *Agroindustrias para el desarrollo*, ISBN: 978-92-5-307413-6
- Galdeano E., Céspedes J. (2008). Environmental spillover effects on firm productivity and efficiency: An analysis of agri-food business in Southeast Spain, *Ecological Economics*, 67(1), 131-139, DOI: 10.1016/j.ecolecon.2007.12.004
- Garrocho C. (1993). De la casa al hospital: un enfoque espacio-temporal, *Estudios sociológicos*, 11(32), 547-554, <https://doi.org/10.24201/es.1993v11n32.972>
- Giuliani D., Arbia G., Espa G. (2014). Weighting Ripley's K-function to account for the firm dimension in the analysis of spatial concentration, *International Regional Science Review*, 37 (3), pp. 251-272, <https://doi.org/10.1177/016001761246135>
- Glaeser E. L., Kallal H. D., Scheinkman J. A., Shleifer A. (1992). Growth in cities, *Journal of political economy*, 100(6), 1126-1152, DOI:10.1086/261856
- Golstein G. S., Gronberg T. J. (1984). Economies of scope and economies of agglomeration, *Journal of Urban Economics*, 15, pp. 91-104, DOI: 10.1016/0094-1190(84)90052-4
- Griffith D. A. (2009). Spatially Autoregressive Models. *International Encyclopedia of Human Geography*, Elsevier, DOI: 10.1007/978-3-642-01554-0_16
- Guadarrama L. (2015). Análisis desde los sistemas agroalimentarios localizados (SIAL) de la tradición artesanal del dulce de leche, en Toluca, Estado de México, *UAEM*, <http://ri.uaemex.mx/handle/20.500.11799/31016>
- Hall B. H. (2011). Innovation and productivity, *National bureau of economic research*, <http://www.nber.org/papers/w17178>
- Helsey R. W., Sullivan A. M. (1991). Urban Subcenter Formation, *Regional Science and Urban Economics*, 21, pp. 255-275, DOI: 10.1016/0166-0462(91)90036-M
- Herliana S., Aina Q., Sutardi A., Lawiyah N., Ulfah W. N. (2019). Analysis of the Competency on Agribusiness Activities in Developing and Developed Countries, *Academy of Entrepreneurship Journal*, DOI:10.12695/ajtm.2021.14.3.3
- Hernández C., Pérez A. (2020). La industria alimentaria en México: comportamiento y distribución geográfica durante 1999-2014, *Estudios sociales. Revista de alimentación contemporánea y desarrollo regional*, 30(56), <https://doi.org/10.24836/es.v30i56.1037>
- Holl A. (2016). Highways and productivity in manufacturing firms, *Journal of Urban Economics*, volume 93,131-151, DOI: 10.1016/j.jue.2016.04.002
- Hoover E. M. (1936). The Measurement of Industrial Localization, *The Review of Economics and Statistics*, 18(4): 162–171, <https://doi.org/10.2307/1927875>

Hotelling H. (1929). Stability in Competition, *Economic Journal*, 39 (157), 41-57, <http://dx.doi.org/10.2307/2224214>

Hu C., Mao J., Tian M., Wei Y., Guo L., Wang Z. (2021). Distance matters: Investigating how geographic proximity to ENGOs triggers green innovation of heavy-polluting firms in China, *Journal of Environmental Management*, 279, 111542, <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111542>

Huitrón J. A., Prudencio J. A. (2020). Economías de proximidad, interacción social y vulnerabilidad económica: propuesta metodológica para la determinación de áreas de seguridad en asentamientos populares, *El Cotidiano*, tomo 36, N.º 222: 41-56, <https://www.elcotidianoenlinea.com.mx/pdf/222.pdf>

INEGI (2013). Cálculo de los índices de productividad laboral y del costo unitario de la mano de obra: año base 2013: metodología. https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825188894.pdf

INEGI (2018). Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte, México. SCIAN, https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825099695.pdf

INEGI (2019). Censos económicos. Dirección de Acceso a Microdatos.

INEGI (2020). Estadísticas a propósito del día de las micro, pequeñas y medianas empresas, *Dirección General Adjunta de Comunicación*, <https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2020/MYPIMES20.pdf>

Iturribarría H. (2009). Economías de aglomeración y externalidades del capital humano en las áreas metropolitanas de México, *Universitat Autònoma de Barcelona. Departament d'Economia Aplicada*, <http://hdl.handle.net/10803/4013>

Jacobs J. (1969). The Economy of Cities, *Random House*, ISBN: 0394422961

Kapetaniou C., Lee S. H. (2019). Geographical proximity and open innovation of SMEs in Cyprus, *Small Business Economics*, 52(1), 261-276, DOI: 10.1007/s11187-018-0023-7

Krugman P. (1991). Increasing returns and economic geography, *Journal of political economy*, 99 (3), 483-499, <https://doi.org/10.1086/261763>

LeSage J., Pace R. K. (2009). Introduction to spatial econometrics, *Chapman and Hall/CRC*, DOI: 10.4000/rei.3887

Lösch A. (1954). Economics of location, *Yale University Press*; 2nd Revised edition, ISBN: 0300007272

Marshall A. (1890). Principles of Economics, *Macmillan*, ISBN: 978-1-137-37526-1

Martínez L. E., Alvarado D. (2019). Protección institucional de la agrobiodiversidad. Un análisis desde los Sistemas Agroalimentarios Localizados de quinoa boliviana y amaranto mexicano, *Revista RIVAR*, Vol. 8, no. 23, 33-50, disponible en Renard M. C. y Tolentino J. M. (2019). Red SIAL México. Diez años de contribución a los estudios de los Sistemas Agroalimentarios Localizados, ISBN: 978-92-9248-859-8

Martínez-Victoria M., Sánchez-Val M., Lansink A. O. (2019). Spatial dynamic analysis of productivity growth of agri-food companies, *Agricultural Economics*, 50(3), 315-327, <https://doi.org/10.1111/agec.12486>

Mcevely B., Zaheer A. (1999). Bridging ties: A source of firm heterogeneity in competitive capabilities, *Strategic Management Journal*, DOI: 10.1002/(SICI)1097-0266(199912)20:123.O.CO;2-7

Méndez E., Lloret M. C. (2004). Las técnicas de Análisis Regional como parte del Diagnóstico en proceso de Planificación Regional en Cuba, *Revista Observatorio de la Economía Latinoamericana* (34), 2-25

Millo G., Piras G. (2012). SPLM: Spatial panel data models in R, *Journal of Statistical Software*, 47, 1-38, <https://doi.org/10.18637/jss.v047.i01>

Monkkonen P., Montejano J., Guerra E., Caudillo C. (2020). Compact cities and economic productivity in Mexico. *Urban Studies*, 57(10), 2080-2097, DOI: 10.1177/0042098019869827

Montejano J., Caudillo C., Monkkonen P., Guerra E., Núñez J. M., Garza B. E., Medina S. (2020). Urban form and productivity in México 1995-2015. *European Journal of Sustainable Development*, 9(1), 300-300, DOI: 10.14207/ejsd.2020.v9n1p300

Muchnik J., Requier-Desjardins D., Sautier D., Touzard J. M. (2007). Les systèmes agroalimentaires localisés, *Economies et Sociétés, Serie Systèmes agroalimentaires* 29(9): 1465- 1484, <https://agritrop.cirad.fr/542657/>

Muchnik J., Torres G. (2011). Sistemas agroalimentarios localizados: estado de las investigaciones y perspectivas, *Estudios latinoamericanos (nueva época)*, 27-28, DOI:10.22201/2Fcela.24484946e.2011.27-28.49375

Navarrete R., Arredondo M., Gonzalez E. (2015). Revisión de la Evolución de la Industria Alimentaria en México, *Revista de Investigación y Desarrollo*, 1(1), 7-17, ISSN: 2444-4987

Ortiz A., Gasca F. M., Flores M. A. (2018). Patrones de localización espacial de las manufacturas mexicanas: análisis con la técnica de patrones de puntos

espaciales, *Estudios Económicos (México, DF)*, 33(2), 253-282, <http://hdl.handle.net/11285/635136>

Owoo N. S., Naudé W. (2017). Spatial proximity and firm performance: evidence from non-farm rural enterprises in Ethiopia and Nigeria, *Regional Studies*, 51(5), 688-700, <https://doi.org/10.1080/00343404.2015.1131896>

Piras G. (2014). Impact estimates for static spatial panel data models in R, *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 7(3), 213-223, DOI:10.1007/S12076-013-0113-8

Poméon T., Boucher F., Cervantes F., Fournier, S. (2006). Las Dinámicas colectivas en dos cuencas lecheras mexicanas: Tlaxco, Tlaxcala y Tizayuca, Hidalgo, *Agroalimentaria*, 11(22), 49-64, ISSN: 1316-0354

Porter M. E. (1998). Clusters and the new economics of competition, *Harvard Business Review* 76(6): 77–90, <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10187248/>

----- (1998). Clusters. Innovation, and Competitiveness: New Findings and Implications for Policy, *European Presidency Conference on Innovation and Clusters*, <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=46860>

Rasmussen, P. N. (1956). Studies in inter-sectoral relations (Vol. 15). *E. Harck*.

Ripley B. D. (1977). Modelling Spatial Patterns (with discussion), *Journal of the Royal Statistical Society*, B 39:172–212, <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1977.tb01615.x>

----- (1976). The Second-Order Analysis of Stationary Point Processes, *Journal of Applied Probability*, 13:255–66, <https://doi.org/10.2307/3212829>

Rosenthal S. S., Strange W. C. (2003). Geography, Industrial Organization, and Agglomeration, *Review of Economics and Statistics*, 85, 2, pp. 377-393, <https://doi.org/10.1162/003465303765299882>

Sánchez-Val M., López F., Rodríguez C. C. (2018). Geographical factors and business failure: An empirical study from the Madrid metropolitan area, *Elsevier*, <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.05.022>

Sánchez-Val M., Harris R. (2018). The paradox of geographical proximity for innovators: a regional study of the Spanish agri-food sector, *Land use policy*, <https://doi.org/10.1002/agr.21686>

Sánchez-Val M., Occhino, P. (2020). The identification of geographical factors on the determination of the value of agri-food companies, *Agricultural Finance Review*, <https://doi.org/10.1108/AFR-08-2019-0095>

Sobrino L. J., Ibarra V. (2005), Movilidad intrametropolitana en la Ciudad de México, *El Colegio de México*, trabajo no publicado.

Sorenson O. (2005). Social networks and industrial geography. Disponible en: Cantner, U., Dinopoulos, E., Lanzillotti, R.F. (eds) *Entrepreneurships, the New Economy and Public Policy*, Springer, Berlin, Heidelberg, DOI: 10.1007/3-540-26994-0_5

Taymaz E. (2002). Are small firms really less productive? An analysis of productivity differentials and firms dynamics, *Small Business Economics*, 25, pp., DOI:10.1007/s11187-004-6492-x

Tian Z. (2013). Measuring agglomeration using the standardized location quotient with a bootstrap method, *Journal of Regional Analysis and Policy*, Mid-Continent Regional Science Association, vol. 43(2). DOI: 10.22004/ag.econ.243958

Tolentino J. M. (2014). La producción de arroz del estado de Morelos: una aproximación desde el enfoque SIAL, *Estudios sociales (Hermosillo, Son.)*, 22(44), 39-61, ISSN: 2395-9169.

Torre A., Bourdeau-Lepage L. (2020). Proximity and agglomeration, two understanding keys of city, *The Metropolis and Urban Life*, ISBN: 9780429469978.

Torres F. (1997). Dinámica económica de la industria alimentaria y patrón de consumo en México. D. F., *Instituto de Investigaciones Económicas*, UNAM, <http://ru.iiec.unam.mx/1981/>

Torres G., Meiners R., Morales D. A., Marina V., Alonso G. (2015). Agricultura familiar y sistema agroalimentario localizado: Políticas locales para la producción de cuitlacoche (*Ustilago Maydis* sp.), *Agricultura, sociedad y desarrollo*, 12(2), 199-218, ISSN: 1870-5472.

Valavanis S. (1955). Lösch on Location (Review of *The Economics of Location*, by A. Lösch, W. H. Woglom, & W. F. Stolper), *The American Economic Review*, 45(4), 637–644, DOI: 10.1007/978-1-349-15404-3_2

Viladecans E., Costa, M. (1999). Concentración geográfica de la industria e integración económica de España, *Economía industrial*, 329, pp. 1, <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=140148>

Wade J., Sarmiento-Barbieri I. (2019). Ioanalysis: Input output analysis, <https://CRAN.R-project.org/package=ioanalysis>.

Wieland T. (2020). REAT: A regional economic analysis toolbox for R, *Region*, 7(3), R1-R57, <https://doi.org/10.18335/region.v6i3.267>