

Multiplicadores Locales de Empleo en las Ciudades de México: contribuciones del empleo manufacturero, comerciable y creativo

*Marcos Valdivia López**

Recibido: 05 de agosto de 2021

Aceptado: 20 de junio de 2024

RESUMEN:

Este trabajo presenta estimaciones de multiplicadores locales de empleo en 386 ciudades y en 33 ciudades capitales de México para los periodos 2010-2020 y 2006-2018 respectivamente. Además de la clasificación tradicional que distingue entre empleo manufacturero y no manufacturero, se considera una clasificación alternativa de bienes comerciables basada en índices de concentración laboral a nivel de rama. El estudio estima multiplicadores significativos del empleo manufacturero que se ubican en el rango superior a los hallados en otras regiones del mundo. En contraste, la clasificación alternativa genera multiplicadores de magnitud inferior que son más consistentes a los estimados para otros países. Este estudio demuestra que estos últimos son más adecuados para entender este fenómeno en México. La investigación a su vez documenta que los multiplicadores de empleo asociados a actividades creativas son superiores a los estimados en el conjunto del empleo manufacturero y comerciable, y similares a los desarrollados por el empleo tecnológico.

PALABRAS CLAVE: Mercados laborales locales; multiplicadores de empleo; sector comerciable; empleo creativo; econometría.

CLASIFICACIÓN JEL: E26; F16; J21; J24; R15; R23.

Local Employment Multipliers in Mexico Cities: contributions of manufacturing, tradable and creative employment

ABSTRACT:

This research estimates local employment multipliers for Mexican cities. To classify tradable and non-tradable sectors, the study employs both the traditional manufacturing/non-manufacturing classification and an alternative classification based on an employment concentration index that includes services. The findings indicate that manufacturing generates significant multipliers, at the upper bound of those estimated in other regions. However, the alternative classification yields much lower, and more reliable, multipliers. Additionally, the study reveals that creative and technological employment sectors produce larger multipliers compared to the average trade/manufacturing sector.

KEYWORDS: Regional labor markets; local employment multipliers; tradable sector; creative employment; econometrics.

JEL CLASSIFICATION: E26; F16; J21; J24; R15; R23.

* Investigador titular de tiempo completo. Centro Regional de Investigaciones Multidisciplinarias de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). México. marcosv@crim.unam.mx

Autor para Correspondencia: marcosv@crim.unam.mx

1. INTRODUCCIÓN

Un objetivo primordial en el estudio de la economía de las ciudades es analizar si la creación de nuevos empleos en sectores específicos influye en la generación de empleos adicionales. Esto es lo que la literatura denomina como *multiplicadores locales de empleo* (MLE), y cuyo propósito es estimar el número de empleos nuevos que se añaden debido a la demanda por bienes y servicios locales que los nuevos empleos producen. Típicamente la estimación de los MLE se concentra en los efectos que genera el crecimiento del empleo en los sectores comerciables sobre el crecimiento del empleo en los sectores no comerciables, siendo los primeros aquellos que venden (exportan) sus productos fuera de la economía local.

Los MLE son especialmente relevantes para los responsables de la política pública, quienes promueven la atracción de firmas y trabajadores para impulsar nuevos empleos en las ciudades. En este sentido se vuelve relevante identificar qué tipos de industrias y ocupaciones son más eficaces en maximizar los MLE. Diversos estudios han identificado que los sectores que operan en las TICs, los servicios avanzados y las industrias creativas y culturales tienen la capacidad de generar externalidades de empleo (Lee y Rodríguez-Pose, 2014) y MLE significativos (Lee y Clarke 2019)

Los MLE están asociados a un tema clásico de economía regional a través del *modelo económico base* de principios del siglo XX (North 1955, Thullin, 2015). Bajo un marco de una economía dual, el modelo se concentra en un sector base (orientado al mercado nacional y/o global) que atrae inversión y poder de compra a una región, e incrementa la demanda de bienes y servicios producidos localmente por el sector no base. Recientemente, Moretti (2010) ha revitalizado este tema desde una perspectiva moderna de la economía urbana, lo que ha generado una plétora de trabajos empíricos que han estimado MLE principalmente para los países del norte hemisférico.

Los MLE han sido escasamente abordados para el Sur Global, particularmente en Latinoamérica, en donde una fuerte informalidad y terciarización caracterizan al empleo urbano. Este artículo ofrece una perspectiva de cómo abordar este tema a partir del caso de las ciudades de México durante las décadas recientes. En particular, la investigación propone que la estimación de la magnitud de MLE en México es más apropiada, si se considera una clasificación alternativa de empleo comerciable/no comerciable que incluya no sólo a manufacturas sino también a empleo en servicios (avanzados) y actividades creativas. Esto último es importante para un sistema urbano como el mexicano que está transitando hacia una fase intensiva de terciarización en sus ciudades de mayor jerarquía urbana.

A esta introducción le siguen las siguientes secciones. En la sección 2 se realiza un revisión de la literatura sobre los MLE así como su relevancia para el caso Latinoamericano. Sección 3 presenta el comportamiento de los bienes comerciables y no comerciables en las ciudades de México durante el periodo de estudio. Sección 4 aborda el método de estimación econométrico utilizado. Sección 5 presenta las estimaciones de los MLE. Y se concluye con una sección de reflexiones finales.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Insumo-Producto (I-P) podría ser considerado como una alternativa para estimar MLE. A través de I-P se podrían estimar MLE a través del efecto de la expansión de una industria en las compras de las firmas y trabajadores de una ciudad. Sin embargo, las matrices de I-P regional son escasas, y analíticamente tienen la limitante de que ignoran las respuestas (en los patrones de compra) ante posibles cambios en los precios relativos u otras variables.¹ Esto último tiene el inconveniente de que la estimación de MLE vía I-P tiende a ser sesgada ante los efectos de las economías de aglomeración en las ciudades, ya sea porque sobrestimaría el MLE debido a congestión o los subestimaría ante la presencia de externalidades positivas (Bartik y Sotherland 2019).

¹ Esta última crítica también opera para al tradicional Modelo Económico Base que no incorpora adecuadamente a la oferta de la economía regional (Thulin, 2015).

Una alternativa que ha emergido en los últimos años es estimar los MLE a partir de econometría. Esta apuesta tiene su referente central en el trabajo de Moretti (2010) y al que le han seguido diversos trabajos entre los que destacan los realizados por Van Dijk (2017, 2018). Un atractivo de la propuesta de Moretti además de basarse en una opción metodológica parsimoniosa –como lo es la econométrica en contraste con I-P–, es que se fundamenta en un modelo de oferta y demanda de los mercados laborales locales, en donde el MLE contempla efectos de equilibrio general inducidos por cambios en los precios locales. Moretti (2010) estimó para el periodo 1980-2010 que un empleo nuevo en el sector comerciable (manufactura) añadía 1.6 empleos nuevos en el sector no comerciable en una ciudad de los Estados Unidos. Esto supone que conforme se incrementa el número de trabajadores y el salario de equilibrio producidos por los nuevos empleos del sector comerciable, la demanda por bienes y servicios locales también se incrementa –incluyendo la renta de la vivienda.

Diversos estudios empíricos se han realizado bajo la anterior perspectiva para otros países desarrollados como Italia, España, Inglaterra y Suecia, y en general se han encontrado MLE del sector comerciable que se ubican en un rango de 0.5 a 1.5, es decir, aparentemente en sintonía con las estimaciones realizadas para Estados Unidos al menos en la parte alta del rango (Ehrlich y Overman, 2020).

Un elemento crítico en la discusión es qué se entienden por bienes comerciables y no comerciables. Típicamente, el sector manufacturero se considera como el productor de bienes comerciables mientras que el sector de servicios como el de no comerciables –por ejemplo, este es el criterio que utiliza Moretti (2010) y muchos otros estudios. Sin embargo, esta clasificación genérica soslaya no sólo la capacidad exportadora que pueden tener algunas actividades de servicios sino también el nivel de contenido que tienen los servicios en las exportaciones brutas. Esto último ha sido estudiado por Cuadrado-Roura (2014, 2021), quien ha documentado que el valor agregado de los servicios contenido en las exportaciones llega alcanzar en promedio un 50% en los países de la OCDE.

La complejidad de la creciente integración servicios-industria ha empezado a ser tomada en cuenta en el estudio de los MLE. Faggio and Overman (2014) en su estudio de MLE consideran algunas actividades de servicios como comerciables en función del grado de concentración que despliegan a nivel regional –un criterio similar utilizamos en la presente investigación para la clasificación de bienes comerciables vs no comerciables, considerando algunos de los lineamientos de Jensen y Kletzer (2006).

Adicionalmente, el tipo de sector y ocupación condiciona la estimación de los MLE. En particular, a mayor contenido tecnológico o cualificación ocupacional mayor el multiplicador. Esto último ha sido evidenciado por el propio Moretti (2010) y van Dijk (2017) para el caso de EU, Lee y Clarke (2019) para el Reino Unido, entre otros.

Si los sectores asociados a alta tecnología (y la economía digital) generan un multiplicador significativo uno esperaría que los sectores asociados a las Industrias Creativas y Culturales (ICC) también lo hicieran. Aunque se ha argumentado demasiado sobre la capacidad que tienen las ICC en generar *spillovers* (Cunningham y J. Potts, 2015), no existen trabajos que hayan abordado este tema en el marco de la estimación de MLE. Una excepción es Lee y Clarke (2017) quienes estiman el MLE del sector creativo para el Reino Unido, pero no lo encuentran significativo. En la sección 5 se presentan estimaciones de los MLE del empleo creativo y los cuales son significativos y elevados.

Para el caso de países emergentes, el tema ha empezado a cobrar interés en años recientes. Woo-Yung Kim y Sung Hyo Hong (2019) estiman los multiplicadores de empleo para las ciudades de Corea para el periodo 2008-2017, y encuentran un multiplicador de 1.5 generado por el empleo manufacturero sobre el de servicios –lo que lo coloca en la parte superior de las estimaciones para los casos de países desarrollados. Sin embargo, los MLE y, en general, el enfoque teórico que lo soporta son todavía poco atractivos para la región de Latinoamericana, a pesar de que es una de las regiones con mayor nivel urbanización en el mundo. Entre los escasos trabajos se encuentran Macedo y Monasterio (2016) y Hernández y Rojas (2020) quienes proveen estimaciones de MLE para el caso de Brasil y México respectivamente y que se encuentran por arriba del rango superior a los encontrados para los países desarrollados. En esta investigación corroboramos que los MLE de la manufactura mexicana efectivamente se encuentran en ese rango superior (véase sección 5).

La fuerte presencia de una economía informal, la escasa innovación tecnológica y el todavía bajo perfil de las ciudades latinoamericanas como centros de consumo (Duranton 2016), son algunas de las razones por las cuales se aduce que esta discusión no tenga todavía el eco esperado. Al respecto, creemos que la mirada desde el norte tiende a subestimar el papel de las ciudades del sur no solo como centros de consumo sino también como generadoras de innovación y creatividad.

La característica de informalidad es importante de tomar en cuenta al momento de analizar ocupaciones intensivas en conocimiento y creativas, ya que es un componente que caracteriza a las ciudades latinoamericanas. Haskel *et al* (2018) señalan que prevalece una asociación negativa entre inversión en intangibles y regulación del mercado laboral en países desarrollados, es decir, empleo más flexible ha permitido mayores tasas de inversión (Corrado *et al*, 2016). La presencia de firmas informales no debería impedir que economías de aglomeración se desarrollen a partir de la interacción entre firmas formales e informales, lo cual ha sido documentado para el caso de la India (Mukim, 2015). Para el caso mexicano, Levy (2008) ha argumentado que diversos aspectos de “informalidad” están presentes a lo largo de la distribución de firmas, y que la división formal e informal no es la causa *per se* para entender el desempeño productivo e interacción de empresas.

Finalmente, para un país como México que experimentó un proceso sin precedentes de relocalización industrial a partir de la liberalización económica de los años 80s, la estimación de MLE permite tener otra perspectiva sobre si la llegada de firmas manufactureras a nuevas ciudades pudo o no generar encadenamientos locales relevantes (sobre todo de servicios hacia manufactura) e impulsado la demanda de bienes no comerciables.

3. COMPORTAMIENTO DEL EMPLEO COMERCIALE Y NO COMERCIALE EN LAS CIUDADES DE MÉXICO

Este estudio analiza dos fuentes de información: los *censos de población* 2010 y 2020, y *encuestas oficiales de empleo* (ENOE, INEGI) para el periodo 2005-2018. Con los censos de población se cuenta con Población Ocupada Total (POT) en 386 ciudades,² y las encuestas de empleo permiten tener información en 33 ciudades, las cuales representan a las capitales de los estados de México.³ En ambas fuentes de información se considera a la POT entre 14 y 65 años incluyendo asalariados y autoempleados.

De acuerdo al Cuadro 1, las 386 cds. del censo explican el 87% de la POT en 2020, y las 33 ciudades de las encuestas solo el 46% en 2018. El cuadro 1 despliega la POT en 74 Zonas Metropolitanas (ZMs) en censos de población, y las cuales concentran casi 70% del POT en 2020. Por lo tanto, la información permite contrastar el comportamiento de ciudades centrales contra las del conjunto del sistema urbano nacional de México, lo que permitirá evaluar de mejor manera el efecto que podría tener el tamaño y tipo de ciudad en las estimaciones de los MLE (Huang *et al*, 2021).⁴

Esta investigación considera dos clasificaciones de bienes comerciables y no comerciables. La primera es la genérica y asume que el empleo manufacturero produce bienes comerciables y el no manufacturero bienes no comerciables. Este criterio es el más usado en la literatura, pero tiene la desventaja de que no incorpora actividades de servicios que fungen como bienes comerciables. La segunda clasificación considera a un sector como comerciable o no comerciable a través de tomar en cuenta el grado de concentración que despliega el empleo en todos los sectores a nivel de 4 dígitos del SCIAN. Para ello, se estima un índice Herfindahl-Hirschman (HH) de concentración geográfica para determinar un umbral y clasificar con este

² Con la base del censo de población es posible estimar 386 cds. que representan a la clasificación de 401 cds. que conforman el sistema urbano nacional de acuerdo a SEDATU y CONAPO (2018). Sin embargo, para realizar una estimación de las variables de empleo se tiene que utilizar una muestra del 10% de los censos de población (INEGI).

³ Las ENOEs son encuestas trimestrales y se consideró el segundo trimestre de cada año para construir una serie anualizada del POT para el periodo 2005-2018.

⁴ En general, los estudios de MLE consideran las ciudades con mayor jerarquía urbana; por ejemplo, Moretti (2010) consideró ciudades de EU que representaban el 60% del POT de USA.

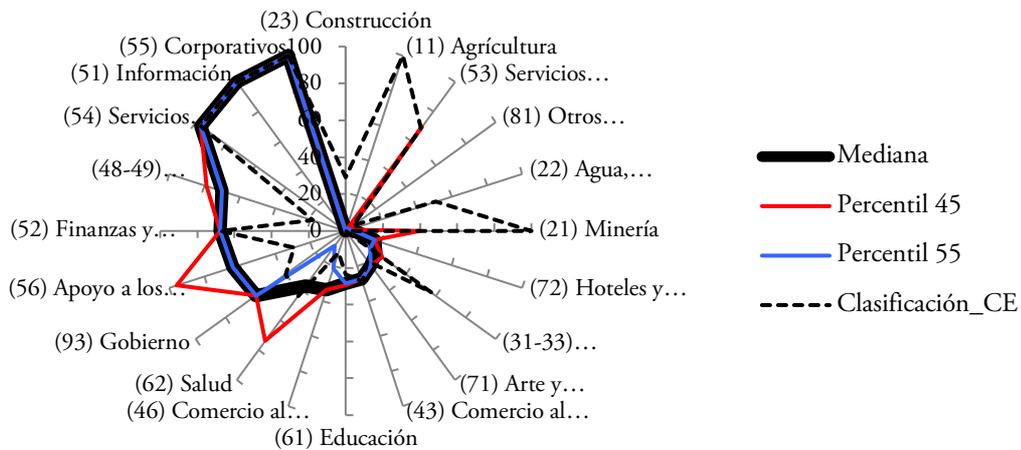
a la POT como comerciable o no comerciable –este procedimiento es similar al utilizado por Kemeny y Storper (2015).

CUADRO 1.
Población Ocupada en México

Censos de población			
Población Ocupada	2020	Participación	TCPA (10-20)
Nacional	50,045,308		2.00
386 Ciudades	43,634,998	87%	2.35
74 Zonas Metropolitanas	34,377,747	69%	2.39
Encuestas de empleo			
Población Ocupada	2018	Participación	TCPA (05-18)
Nacional	51,473,960		1.9
Urbana	34,112,843	66%	1.87
33 Ciudades	23,487,257	46%	2.01

Fuentes: Muestra del 10% de los Censos de Población 2010 y 2020 (INEGI), Encuestas Nacionales de Empleo y Ocupación 2005-2018 (INEGI)

FIGURA 1.
Porcentaje del empleo clasificado como comerciable de acuerdo a diferentes umbrales del índice HH (2020)



Fuente: Elaboración propia con base en la muestra del 10% de los Censos de Población 2020 (INEGI).

Figura 1 despliega un gráfico de araña para mostrar el porcentaje del empleo que es clasificado como bien comerciable en cada sector de acuerdo al índice HH y se contrastan los resultados de la clasificación con tres puntos de corte⁵: la mediana y los percentiles 45 y 55 con información de la POT de los Censos de Población, y adicionalmente se consideran los resultados utilizando como fuente de información la POT de los censos económicos con el umbral de la mediana.⁶ Note que bajo el criterio alternativo todos los sectores tienen en su interior empleo que puede ser considerado como comerciable. Asimismo, las series

⁵ Jensen y Kletzer (2006) sugieren este tipo de procedimientos para evaluar la sensibilidad del umbral escogido.

⁶ Es importante señalar que la información utilizada de empleo en la investigación para las 386 ciudades proviene exclusivamente de los Censos de Población 2010 y 2020. Sin embargo, para la identificación del umbral del índice IHH también se consideró, además de la información de los Censos de Población, aquella que proviene de los Censos Económicos.

de la mediana y percentil 55 prácticamente están empalmados, sugiriendo que la clasificación es poco sensible a cambios en el umbral entre la mediana y el percentil 55. En contraste, la serie del percentil 45 se aleja mucho más de las otras debido a que un número mayor de actividades se consideran como comerciables.

La clasificación alternativa estima alrededor de una quinta parte del empleo manufacturero como comerciable, lo cual podría verse como una fuerte subestimación. Sin embargo, la serie basada en los censos económicos incrementa de manera sustancial la participación del empleo manufacturero hasta un 57% (véase Figura 1). Esta discrepancia se debe a que la POT de los censos económicos no capta apropiadamente el empleo informal y los autoempleados, mientras que los censos de población sí. Para el caso de México esto es importante de tomar en cuenta, ya que estos segmentos alcanzan más de una tercera parte de la POT en México, incrementando la presencia de micro-unidades económicas cuya producción (manufacturera) va dirigida al mercado local y no al externo. Este estudio considera que la mediana del IHH basada en los censos de población es un umbral más adecuado para clasificar el empleo entre comerciable y no comerciable de las 386 cds. De aquí en adelante los resultados de estimación se basarán en este criterio salvo que se indique lo contrario.

Cuadro 2 presenta el empleo manufacturero/no manufacturero y comerciable/no comerciable. El comerciable es similar entre las dos fuentes de información: 32% y 29% de la POT en las 386 cds. (2020) y 33 cds. (2018) respectivamente. Esta participación es superior a la registrada en las manufacturas (17%) en 386 y 33 cds. El empleo comerciable es 1.7 veces mayor que el de manufactura. Asimismo, el empleo comerciable creció a una tasa promedio anual (TCPA) superior a la de la manufactura: 1.4 veces superior en las 386 cds. (2010-20) y 1.6 veces superior en las 33 cds. (2005-18).

Para estimar el empleo de actividades creativas hemos utilizado dos clasificaciones. La primera es una aproximación convencional que utiliza a las Industrias Creativas y Culturales (ICC) para identificar el empleo creativo —véase cuadro A.1 del anexo. La otra es una clasificación que la literatura denomina *tridente* y que combina sectores y ocupaciones (Cuningham y Higgs 2008), y que añade al empleo en ICC aquel que está fuera de estas industrias pero que se identifica como creativo por su ocupación —véase cuadro A.2 del anexo. Empleo Creativo es entonces la combinación sectorial y ocupacional del empleo creativo. Asimismo, se ha considerado el empleo proveniente de sectores de alta y mediana tecnología como empleos cualificados —véase cuadro A.3 del anexo.

De acuerdo al cuadro 2, el empleo creativo representa 11% de la POT en las 386 cds. (2020) y 14% en las 33 cds. (2018). La POT de las ICC tiene participaciones muy semejantes en ambas fuentes con alrededor de 5%. El empleo en los sectores de mediana y alta tecnología tienen una participación similar de 4%. Las TCPA del Empleo Creativo, y en particular, ICC y tecnológico son superiores al conjunto del POT de las ciudades.

Cuadro 2 indica que la TCPA del empleo manufacturero fue mayor en las 386 cds. (2.4%) que en las 33 cds. (1.7%). Esto sugiere un proceso de desconcentración del empleo manufacturero de las grandes ciudades, sobre todo la ciudad de México, hacia las medianas y pequeñas. Asimismo, cuadro 2 detalla la descomposición de la manufactura y no manufactura por su condición de formalidad.⁷ En promedio, por un empleo manufacturero informal hay poco más de 2 empleos manufactureros formales. La TCPA de la manufactura formal es muy superior a la manufactura informal en ambas fuentes de información, pero es semejante al observado en el empleo de la ICC. Esto último habla de las limitaciones de considerar únicamente al sector manufacturero como sector comerciable pues existe un dinamismo importante de no manufactura formal que está asociado a servicios avanzados y que deben ser clasificados como empleo comerciable —tal como lo hemos hecho en la clasificación alternativa.

⁷ Empleo formal/informal en las 33 cds. es clasificado directamente en las ENOEs (INEGI 2014) y responde a los criterios delineados por la Organización Internacional del Trabajo (OIT). En el caso de las 386 cds., la variable de formalidad se construyó con base en el acceso a los servicios de salud pública del trabajador.

CUADRO 2.
Empleo manufacturero/comerciable en las ciudades de México

	386 ciudades ^{a,b}			33 ciudades ^c		
	2020	TCPA	2020	2018	TCPA	2018
		2010-20	% respecto POT		2005-18	% respecto POT
Comerciables	13,746,765	3.31	32%	6,856,165	2.75	29%
No Comerciables	29,888,233	1.93	68%	16,631,092	1.74	71%
Manufactura	7,218,885	2.42	17%	4,083,225	1.67	17%
No manufactura	36,416,113	2.33	83%	19,218,654	2.12	82%
Mediana-Alta Tec	1,806,244	5.65	4%	955,686	3.55	4%
Empleo creativo	4,761,612	2.19	11%	3,314,149	2.91	14%
ICC	2,133,847	3.29	5%	1,485,018	3.7	6%
Manufactura formal	4,583,811	3.56	11%	2,820,022	2.16	12%
Manufactura informal	1,617,187	1.16	4%	1,263,203	0.68	5%
No manufactura formal	14,644,471	2.91	34%	9,935,018	2.51	42%
No manufactura informal	12,034,785	2.73	28%	9,283,636	1.72	40%
Comerciables formal	6,620,332	3.05	15%			
Comerciables informal	3,128,279	2.93	7%			
No Comerciables formal	12,607,950	3.06	29%			
No Comerciables informal	10,523,693	2.42	24%			
ICyC formal	952,998	4.17	2%			
ICyC informal	488,366	2.40	1%			
74 Zonas Metropolitanas						
Comerciables	11,955,275	3.27	35%			
No Comerciables	22,422,472	1.95	65%			
Manufactura	5,959,387	2.34	17%			
No manufactura	28,418,360	2.40	83%			
Mediana-Alta Tec	1,591,249	5.19	5%			
Empleo creativo	4,059,911	2.08	12%			
ICC	1,904,764	3.31	6%			
Manufactura formal	3,999,744	3.46	12%			
Manufactura informal	1,225,891	0.91	4%			
No manufactura formal	12,357,317	2.94	36%			
No manufactura informal	8,640,813	2.61	25%			
Comerciables formal	5,984,475	3.08	17%			
Comerciables informal	2,606,870	2.80	8%			
No Comerciables formal	10,372,586	3.06	30%			
No Comerciables informal	7,259,834	2.24	21%			
ICC formal	884,367	4.26	3%			

CUADRO 2. CONT.
Empleo manufacturero/comerciable en las ciudades de México

	386 ciudades ^{a,b}			33 ciudades ^c		
	2020	TCPA	2020	2018	TCPA	2018
		2010-20	% respecto POT		2005-18	% respecto POT
ICC informal	415,568	2.17	1%			

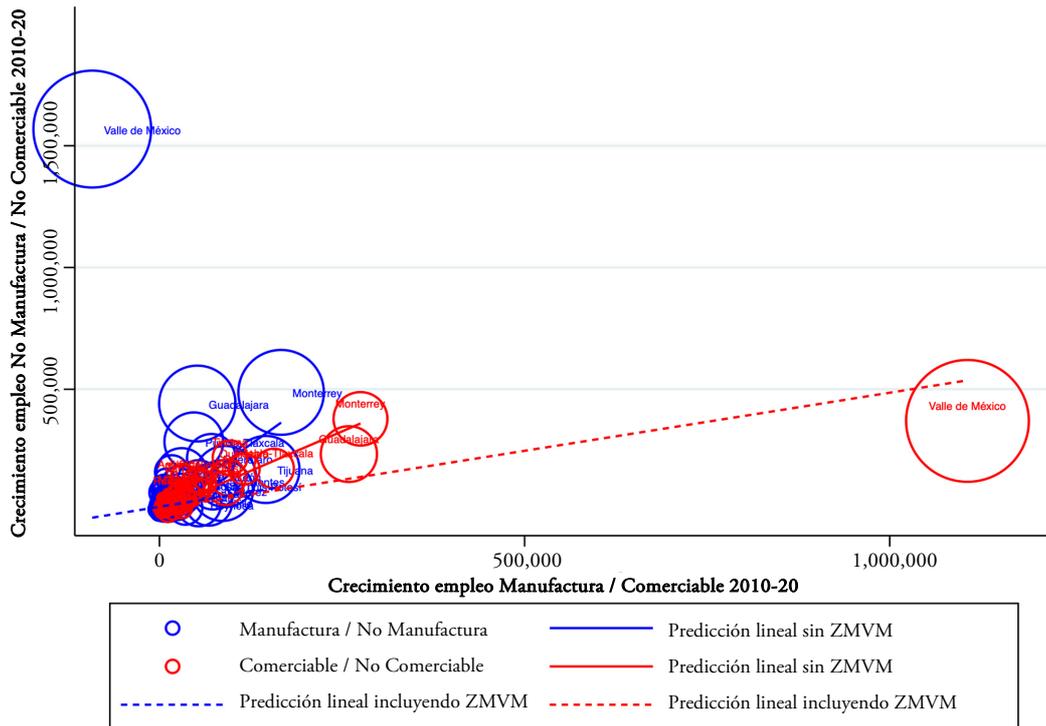
Fuentes: Muestra del 10% de los Censos de Población 2010 y 2020 (INEGI), ENOEs 2005-2018, INEGI.

Notas: a: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos de Población y Vivienda 2010 y 2020. b: hay observaciones sin clasificación de formalidad, por lo que, la suma de los empleos formales e informales es diferente al total. c: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos Económicos 2014. d: Tasa de crecimiento promedio anual para el periodo 2010-2020. e: Tasa de crecimiento promedio anual para el periodo 2005-2018. f: Para calcular la POT urbana por Censos de Población y Vivienda, se descontaron las ciudades con población menor a 15,000

La figura 2 despliega, a través de dos diagramas de dispersión, la asociación entre el crecimiento absoluto del empleo manufacturero/comerciable (x 's) y no manufacturero/no comerciable (y 's) en las 386 cds. durante el periodo 2010-2020 –a cada serie se le ha añadido la predicción lineal por MCO con y sin la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM). El tamaño del círculo refleja la participación que tiene cada ciudad en el total nacional del POT en 2020 y se etiqueta el nombre sólo de aquellas ciudades con más un cien mil trabajadores Manufactura/Comerciable. La figura 2 revela que la ZMVM es un *outlier* en ambas series. Cabe señalar que la ZMVM es una de las ciudades más grandes del planeta con cerca de 22 millones de personas. Fue la única ciudad con más de 100 mil habitantes que tuvo un decrecimiento en empleo manufacturero con alrededor de 92 mil personas, pero fue la que creció más en empleo no manufacturero con cerca de un 1,500,000. Asimismo, la ZMVM fue la que creció más en el empleo comerciable con 1,106,515 personas, pero en este caso el crecimiento de su empleo no comerciable no fue tan fuerte ya que incrementó en 380,072 personas, cifra equivalente a la de la ciudad de Monterrey (378,620).

El comportamiento diferenciado de la ZMVM tiene implicaciones importantes en la asociación entre las variables analizadas. La pendiente de las predicciones lineal de la serie Manufactura/No Manufactura de la Figura 2 se incrementa de 0.45 a 2.14 cuando se deja de incluir a la ZMVM –en sección 4 discutiremos que la pendiente es una estimación por MCO de un MLE. En el caso del empleo comerciable, la pendiente se incrementa en menor proporción pasando de 0.47 a 1.30 cuando se descuenta la ZMVM. El hecho de que la ZMVM no ajuste en un modelo tradicional manufactura/ no manufactura es una de las razones por la cuales es importante considerar definiciones alternativas de bienes comerciables.

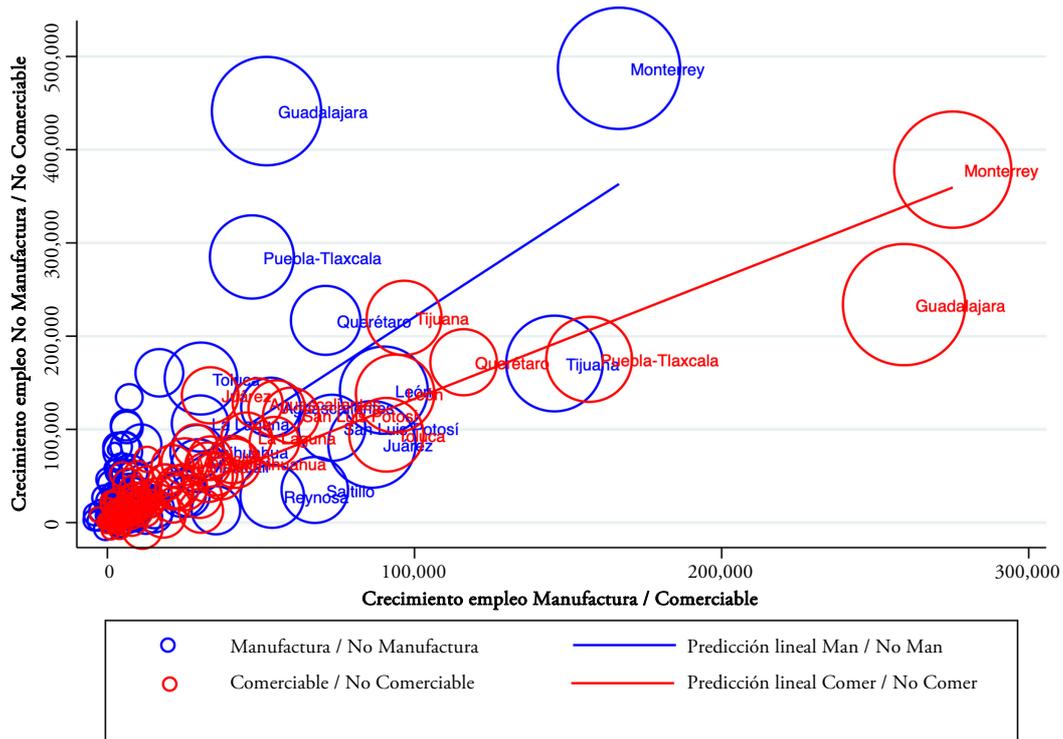
FIGURA 2.
Diagrama de dispersión del crecimiento del empleo comerciable (manufacturero) y no comerciable (no manufacturero) durante el periodo 2010-2020



Fuente: Elaboración propia con base en la muestra del 10% de los Censos de Población 2010 y 2020 (INEGI).

Figura 3 replica Figura 2 pero eliminando el caso de la ZMVM para una mejor visualización del comportamiento de las ciudades. Los datos en rojo están más cargados a la derecha que los azules, lo cual coincide con un crecimiento agregado -sin incluir ZMVM- mayor del empleo comerciable (3,547,816) respecto al manufacturero (1,367,254) entre 2010 y 2020. Sin embargo, los círculos en azul están más desplazados hacia arriba que sus contrapartes en rojo, lo cual coincide con un crecimiento agregado mayor de la no manufactura (7,008,455) que el no comerciable (4,827,893). Esto sugiere una mayor capacidad del empleo manufacturero de generar empleo no manufacturero –lo cual se observa en la mayor pendiente de la curva de azul que en la roja. De igual manera, el crecimiento mayor del empleo de la no manufactura que la manufactura se debe a que hay empleo no manufacturero que es en realidad comerciable. Esto sugiere que el análisis del MLE es sensible a la clasificación utilizada –lo cual en primera instancia se refleja en la diferencias de las pendientes. En las siguiente sección analizaremos a detalle cómo la inclusión de empleo en servicios avanzados o creativos se vuelve relevante para la determinación de los MLE.

FIGURA 3.
Diagrama de dispersión del crecimiento del empleo comerciable (manufacturero) y no comerciable (no manufacturero) sin incluir ZMVM durante el periodo 2010-2020



Fuente: Elaboración propia con base en la muestra del 10% de los Censos de Población 2010 y 2020 (INEGI).

4. MÉTODO DE ESTIMACIÓN

En este estudio consideramos la propuesta de estimación econométrica de Moretti y Thulin (2013) que se basa en los cambios absolutos entre el empleo del sector comerciable y no comerciable, y una derivación utilizada para este trabajo es la siguiente:

$$PO_{c,t+s}^{NCom} - PO_{c,t}^{NCom} = \alpha + \beta(PO_{c,t+s}^{Com} - PO_{c,t}^{Com}) + \Gamma X_{c,t} + \varepsilon_{c,t} \quad (1)$$

donde PO es la población ocupada en la ciudad c en tiempo t , los sobre-índices $NCom$ y Com denotan No Comercial y Comercial respectivamente, X es un vector de variables de control y ε es una perturbación que se distribuye de manera aleatoria. Los cambios en el empleo se miden entre tiempo $t+s$ y t .

El coeficiente de interés en ecuación (1) es beta ya que captura el comovimiento entre el empleo Com y $NCom$ durante un periodo de tiempo, y este es directamente interpretado como un MLE. Beta y el vector gama no son observables y se pueden estimar a través de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).

Es probable que una de las causas de $\Delta PO_{c,t+s}^{NCom}$ además de $\Delta PO_{c,t+s}^{Com}$ sean variables omitidas que están consideradas en $\varepsilon_{c,t}$ pero que también estén correlacionadas con $\Delta PO_{c,t+s}^{Com}$. La literatura señala que entre éstas se encuentran políticas públicas (servicios públicos locales, impuestos, etc.) así como otros *shocks* (asociados a amenidades, crímenes, calidad de las escuelas, etc.) que pueden afectar el crecimiento del empleo en $NCom$ y Com . Si esto es así, MCO produce una estimación sesgada del parámetro beta. Para corregirlo, la literatura propone aislar el efecto $\Delta PO_{c,t}^{Com}$ a través de una estimación por variables

instrumentales (IV), específicamente utilizando instrumentos que descansan en la aproximación *shift-share* introducida por Bartik (1991). Ecuación (2) muestra el instrumento generalmente usado en la literatura:

$$\sum_j PO_{c,j,t} [\ln(\sum_{c \in C} PO_{j,t+s} - PO_{c,j,t+s}) - \ln(\sum_{c \in C} PO_{j,t} - PO_{c,j,t})] \quad (2)$$

donde j indica la sub-industria que es considerada para el cálculo. Si se considera sólo el cambio total del sector analizado (i.e. sin j 's), el instrumento se reduce a:

$$PO_{c,t} [\ln(\sum_{c \in C} PO_{t+s} - PO_{c,t+s}) - \ln(\sum_{c \in C} PO_t - PO_{c,t})] \quad (2.1)$$

Instrumento (2) está diseñado para aislar el cambio exógeno en la demanda por *empleo (comerciable)*, es decir, de todas las variaciones en empleo en subindustria j en región c durante el periodo $t+s$, se aísla aquel que proviene de los cambios nacionales (en todas las ciudades) –en donde a los cambios nacionales se descuenta el empleo en c . Instrumentos (2) y (2.1) son una predicción de la demanda de empleo debido a un shock externo (i.e. no debido a las condiciones locales en c).

El método de estimación anteriormente delineado tiene algunos elementos críticos que deben ser resaltados. Van Dijk (2017) y Bartik y Sotherland (2019) han señalado que la aproximación en (1) puede sobreestimar MLE. Bartik y Sotherland indican que la aproximación incorpora de manera limitada los efectos de congestión y aglomeración que son producidos por el shock de demanda; específicamente, la estimación puede sobrestimar el MLE si los efectos de congestión son relevantes en una ciudad y sobrepasan a los producidos por los de aglomeración –esto es importante de considerar para las ciudades grandes. Los autores sugieren que esta debilidad de la aproximación puede ser evitada a través de estimar un MLE en su *forma reducida*, es decir, estimando directamente el efecto del shock de la demanda nacional de empleo sobre el empleo local –esto implica económicamente sustituir en ecuación (1) el crecimiento del empleo comercial por un instrumento *shift-share* como el expresado en (2). Esta estrategia de estimación ha empezado a ser preferida en algunos estudios recientes como el de Osei y Sengupta (2019) que analizan el caso de las regiones de los EU.

Es importante señalar que en (1), las variables $NCom$ y Com se refieren al empleo comerciable y no comerciable en su forma genérica, por lo que al momento de realizar las estimaciones de los MLE se considerarán las dos clasificaciones de $NCom$ y Com que analizamos en la sección anterior. De igual forma, al momento de estimar el MLE de un segmento particular –i.e. empleo creativo o empleo tecnológico, etc.–, PO^{Com} sólo considerará el empleo del segmento analizado. Cuando se segmenta el empleo entre formal e informal se reemplaza PO^{Com} por dos regresores $PO^{ComFormal}$ y $PO^{ComInformal}$ en la ecuación (1) y se incluyen a su vez dos instrumentos respectivos.

5. ESTIMACIONES

En este estudio se estiman los MLE utilizando el modelo (1) al que hemos denominado Moretti-Thulin (*MT*). Se realiza a su vez una estimación por MCO, IV a partir de MCO en dos fases (2SLS) utilizando los instrumentos (2) o (2.1). Las estimaciones se realizan utilizando la información de las 386 ciudades para los años 2010 y 2020, y las 33 cds. con información anualizada durante el periodo 2006-2018, con un rezago de 4 años en el crecimiento del empleo, i.e., se analizan los periodos 2006-2010, 2010-2014 y 2014-2018 –incrementando las observaciones en 99. Esto implica que para el caso de las 386 sólo es posible estimar ecuación 1) y 3) en sección cruzada, mientras que con las 33 cds. tenemos la posibilidad de realizar una estimación bajo un modelo panel de 3 periodos con efectos fijos o aleatorios y su respectiva estimación IV.

De acuerdo a MT (1), cada modelo está condicionado por un conjunto de variables X que son las siguientes: porcentaje de la población que tiene universidad incompleta o más (como *proxy* de capital humano), variables dicotómicas para las regiones noreste, noroeste y centro del país. Y en las especificaciones que permiten utilizar la información de panel (33 cds.) se incluye además $DicT$ que es una variable dicotómica que controla por *shocks* nacionales –esto significa que $DicT_t = 1$ para el periodo de 4 años analizado y 0 si esta fuera de él.

Cuadro 3 despliega las estimaciones de los modelos usando la clasificación manufactura *vs* no manufactura y la alternativa para distinguir entre *NCom* y *Com*. La tabla 3 está dividida verticalmente en dos secciones, la primera presenta estimaciones de 386 cds. y la segunda en 33 cds. para explicar el crecimiento del empleo no manufacturero/no comerciable. Para el caso las 33 cds. no sólo se presentan estimaciones por MCO e IV de los MLE en *pooled*, sino también estimaciones con efectos fijos (o aleatorios) y su respectivo IV ya que se cuenta con un panel balanceado para estimar estos últimos modelos. Para el caso de la 386 cds. sólo se presentan estimaciones MCO y VI en sección cruzada. Recordamos que el panel de las 33 cds. representa poco menos del 50% de la POT y que las 386 cds. el 87%.

CUADRO 3.
Estimación de MLE en 386 cds. (2010-2020) y 33 cds. (2005-2018)

	386 Ciudades ^a		33 Ciudades ^b			
	Modelo MT		Modelo MT			
	OLS	IV/2SLS	OLS	IV/2SLS	Efectos fijos / aleatorios	IV
En Ciudades						
Manufactura	2.079*** ^c	3.065*** ^c	0.010 ^c	1.239 ^c	-0.334 [^]	-0,959
	(0.408)	(0.736)	(0.299)	(0.997)	(0.294)	(0.625)
$\beta + 1$	3.079	4.065	1.010	2.239	0.666	0.041
B-P LM Chi2, p-value			17.7, 0.000			
Hausman Test, Chi2, p-value					5.54, 0.062	
D-W-H		0.000		0.002		
F estad. 1o Fase		825.000		5.264		639.95 ^d
En Zonas Metropolitanas						
Manufactura	1.915***	3.054***				
	(0.417)	(0.815)				
$\beta + 1$	2.915	4.054				
D-W-H p-value		0.098				
F estad. 1o Fase		168.987				

CUADRO 3. CONT.
Estimación de MLE en 386 cds. (2010-2020) y 33 cds. (2005-2018)

	386 Ciudades ^a		33 Ciudades ^b			
	Modelo MT		Modelo MT			
	OLS	IV/2SLS	OLS	IV/2SLS	Efectos fijos / aleatorios	IV
Sin Zonas Metropolitanas						
Manufactura	1.016***	1.624***				
	(0.154)	(0.381)				
$\beta + 1$	2.016	1.624				
D-W-H p-value		0.002				
F estad. 1o Fase		16.448				
En Ciudades						
Comerciable	0.451***	0.425***	0.663***	0.912***	0.663*** ^^	0.912***
	(0.127)	(0.106)	(0.095)	(0.332)	(0.051)	(0.094)
$\beta + 1$	1.451	1.425	1.663	1.912	1.663	1.912
B-P LM Chi2, p-value			0, 1			
Theta					0	
D-W-H p-value				0.158		
F estad. 1o Fase				23.932		99 d
ICC	2.560***	2.214***	2.345***	2.396***	2.345*** ^^	2.396***
	(0.732)	(0.482)	(0.709)	(0.793)	(0.279)	(0.287)
$\beta + 1$		3.214	3.345	3.396	3.345	3.396
B-P LM Chi2, p-value			0, 1			
Theta					0	
D-W-H p-value		0		0.591		
F estad. 1o Fase		322.416		309.942		102.42
Empleo creativo	2.865***	2.348***	0.841***	0.887***	0.841*** ^^	0.887***
	(0.492)	(0.331)	(0.299)	(0.267)	(0.143)	(0.134)
$\beta + 1$	3.865	3.348	1.841	1.887	1.841	1.887
B-P LM Chi2, p-value			0, 1			
Theta					0	
D-W-H p-value		0.0926		0.181		
F estad. 1o Fase		43.5053		1281.460		69.75 d
Se aplica clasificación de acuerdo a HH de censos económicos						
En Ciudades						
Comerciable	.822***	.766***				
	(0.029)	(0.047)				
$\beta + 1$	1.822	1.766				
D-W-H p-value		0.324				
F estad. 1o Fase		2.102				

CUADRO 3. CONT.
Estimación de MLE en 386 cds. (2010-2020) y 33 cds. (2005-2018)

	386 Ciudades ^a		33 Ciudades ^b			
	Modelo MT		Modelo MT			
	OLS	IV/2SLS	OLS	IV/2SLS	Efectos fijos / aleatorios	IV
ICC	4.022***	3.902***				
	(0.312)	(0.231)				
$\beta + 1$	5.022	4.902				
D-W-H p-value		0.000				
F estad. 1o Fase		322.416				
Empleo creativo	3.960***	4.349***				
	(0.298)	(0.152)				
$\beta + 1$	4.960	5.349				
D-W-H p-value		0.000				
F estad. 1o Fase		47.841				

Notas: a: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos de Población y Vivienda 2010 y 2020. b: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos Económicos 2014. c: sin incluir ZMVM. d: Wald Chi. *Significancia al 10%, **Significancia al 5% y, *** Significancia al 1%. ^Efectos fijos, ^^Efectos aleatorios.

El primer resultado a resaltar del cuadro 3 es la discrepancia en las estimaciones de los MLE en la manufactura entre los dos universos de ciudades.⁸ Con las 386 cds. se obtienen MLE significativos y positivos en MT OLS y IV agrupado que son de 2.08 y 3.07 respectivamente; en contraste, con las 33 cds. no se encuentran efectos significativos de los MLE –se estimó por Efectos Fijos porque la prueba de Hausman rechaza claramente la hipótesis nula de que el mejor modelo es el aleatorio. El MLE de 2.08 en MT OLS 386 cds. indica que una unidad de crecimiento en el empleo manufacturero impacta en la creación de 2.08 empleos en el sector no manufacturero durante el periodo 2010-2020. Hemos también considerado $\beta + 1$, el cual sería equiparable a un multiplicador de Insumo-Producto, e indica que un shock en la creación de una unidad de empleo en el sector manufacturero produjo 3.08 empleos en el conjunto de la economía. Sin embargo, como discutimos en la sección previa, el modelo por MCO es probable que sufra de endogeneidad –tal como es evidenciado por la prueba Durbin-Wu-Hausman que reporta un valor p de 0.000 para rechazar la H_0 que evalúa los residuales en la primera fase de la estimación –esta prueba se realiza con errores robustos. El instrumento que se considera para la estimación en 2SLS es muy bueno ya que arroja una F (robusta) de 825⁹ y, por lo tanto, es importante poner atención a las estimación en IV que incrementa el MLE hasta 3.07.

Es importante explicar por qué se estiman MLE positivos en las 386 cds. y no significativos en la muestra de 33 cds. Las 33 cds. corresponden a capitales administrativas de sus respectivos estados que sólo concentran cerca del 50% del empleo manufacturero, lo que implica que la otra mitad está descentralizada hacia la periferia u otras localidades urbanas respecto a la ciudad central/administrativa. Esto puede corroborarse con la estimación del modelo MT en Zonas Metropolitanas del cuadro 3 y en donde el MLE mantiene una magnitud de 3.05 en IV: la ZM incluye a la cd. central, pero se extiende hacia su periferia incorporando otras localidades urbanas –las ZMs explican el 70% de la POT. Este resultado es consistente con la predicción de localización de la teoría económica urbana respecto a las firmas manufactureras.

Bajo la definición alternativa, i.e. comerciable vs no comerciable utilizando el umbral IHH, se generan estimaciones de MLE parecidas entre las 386 cds. y las 33 cds. El modelo MT arroja estimaciones

⁸ Por lo expuesto en la figura 1 es conveniente descontar en la estimación del modelo MT la ZMVM.

⁹ La literatura en general sugiere un punto de corte de 13.

significativas en IV de 0.91 y 0.43 para las 33 cds. y 386 cds. respectivamente. La prueba Breush-Pagan LM que contrasta un modelo de *pooled* con un modelo aleatorio arroja un valor $\chi^2(1)$ de 0 y un valor p de 1 para aceptar la hipótesis nula —es decir, la varianza del componente u_i en el modelo fijo o aleatorio es cero por lo que no es necesario proseguir con un modelo de panel. En cualquier caso, se pone en el cuadro la estimación por efectos aleatorios para mostrar que este arroja la misma estimación que OLS —esta coincidencia significa que los errores despliegan autocorrelación serial como indica Wooldridge (2017, p. 288) y existe el caso especial de coincidencia entre OLS y RE cuando la estimación del parámetro theta (véase cuadro) es igual a cero (Cameron y Trivedi, 2022, p. 437). Todo esto indica que es suficiente con estimar por IV para corregir por endogeneidad si la prueba DWH lo sugiere.

Dado los resultados anteriores, puede sugerirse que el MLE bajo la clasificación alternativa podría estar cercano a 1 para el caso de las 33 cds. siendo esta estimación dos veces mayor que en el caso de las 386 cds. (0.43) e incluso semejante si se considera la estimación de acuerdo al umbral IHH basado en censos económicos (véase parte inferior del cuadro 3).¹⁰ En general, el MLE del empleo comerciable es tres veces menor que el desarrollado por la manufactura.

El cuadro 3 también presenta los resultados de los MLE para el caso de las ICC y el Empleo Creativo. Para la estimación de estos multiplicadores, se descuenta del empleo no comerciable aquel que fue clasificado como de ICC o Empleo Creativo para evitar doble contabilidad. Al igual que ocurre con el modelo anterior, las estimaciones en todos los modelos arrojan pruebas B-P LM que rechazan la hipótesis alternativa de estimar por efectos aleatorios y también coincide la estimación RE con OLS *pooled*. El empleo en las ICC genera MLE significativos y parecidos en 386 y 33 cds. (2.4). El Empleo Creativo genera MLE significativos de 2.2 en el modelo MT IV de 386 cds. y del orden de 0.9 en 33 cds. Note además que el valor p de la prueba DWH en todos los casos arroja valores no significativos para considerar corregir por IV, pero en cualquier caso se ponen estas estimaciones para mostrar que tienen estimaciones equivalentes a las obtenidas por OLS. Las discrepancias en la magnitud del MLE creativo entre 33 y 386 cds. se encuentran básicamente en el Empleo Creativo y puede ser explicado por el papel que tiene las ciudades de menor jerarquía urbana.¹¹ En cualquier caso, el elemento a destacar es que el empleo creativo, en cualquiera de sus clasificaciones, tiene un efecto multiplicador superior sobre el empleo no comerciable que el asociado al conjunto del empleo comerciable.¹²

Un aspecto que debe documentarse es la sensibilidad en los MLE al umbral utilizado del índice HH para clasificar los bienes como comerciables o no comerciables. Figura 4 despliega las estimaciones de los MLE del empleo comerciable contrastando el umbral utilizado (mediana) contra los umbrales obtenidos en los percentiles 55 y 45 bajo diferentes modelos de estimación (solo se analizan las 386 cds.) En general, conforme se incrementa el valor del percentil, mayor el efecto del MLE —esto es de esperarse debido a que un mayor número de industrias son clasificadas como comerciables. El rango de variación de la estimación puntual (mediana) y los percentiles 45 y 55 es menor cuando se consideran las 386 cds y las 74 ZMs, pero se incrementa sensiblemente cuando la ciudad no pertenece a una ZM.¹³ Si consideramos el modelo MT ya sea en OLS o IV 2SLS, el MLE van en un rango de 0.25 a 0.75 para todas las ciudades o ZMs —en cualquier caso, la estimación del MLE sigue siendo modesta. Únicamente se obtienen MLE elevados y con importante variación entre los umbrales cuando se estima el modelo con las ciudades que no pertenecen a una ZM: por ejemplo, la mediana alcanza un MLE de 2 en IV y cerca de 3 en percentil 55 —pero estas estimaciones deben verse con precaución por lo comentado en la nota de pie anterior. A la Figura 4 se le ha añadido en el extremo derecho, el MLE estimado de la manufactura, y al contrastar las estimaciones con este se observa que están por debajo cuando se consideran todas las cds. o las ZMs, y sólo serían

¹⁰ El MLE MT en 386 cds. se incrementa hasta 0.822 cuando se emplea el IHH de censos económicos Este resultado es esperado porque bajo esta condición se incorpora más manufactura como comerciable.

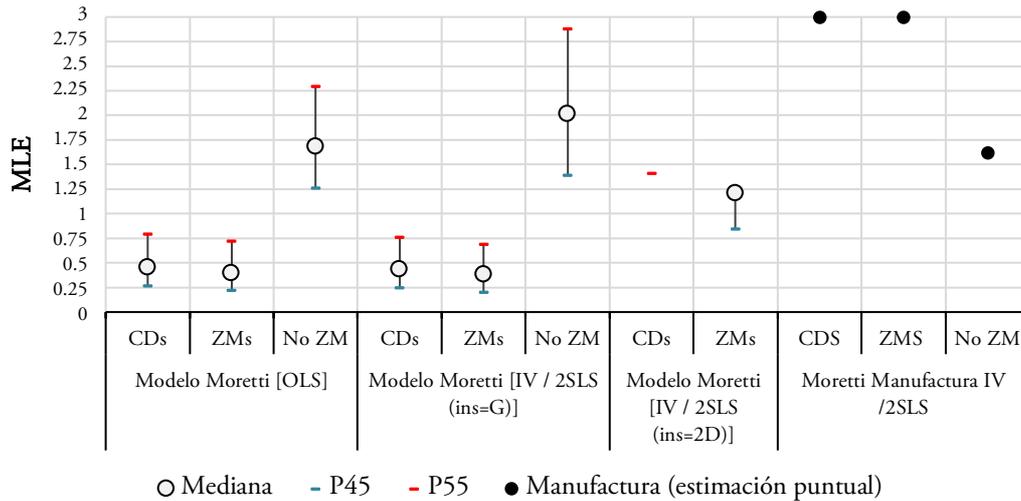
¹¹ Otro elemento que explica la diferencias de magnitud del MLE entre las 33 cds y las 386 es el periodo de tiempo analizado. El caso de las 33 cds representa sub-periodos de 4 años durante un periodo largo 2006-2018, mientras que en las 386 cds. es uno de 10 años. Esto podría sugerir, *ceteris paribus*, que es de esperarse que el MLE en el periodo de 10 años pudiera ser hasta 2.5 veces mayor que el estimado en 4 años.

¹² La estimación de los MLE de las ICC y Empleo Creativo se ven amplificadas cuando se utiliza un umbral del IHH basado en los censos económicos —véase parte inferior del cuadro 2.

¹³ La variación fuerte en las cds. que no son ZM está asociado a que la muestra del 10% del censo poblacional no tiene suficiente muestra en algunas de estas cds. para generar representatividad en categorías ocupacionales.

equiparables en tamaño en las cds. que no pertenecen a las ZMs. Esto último sugiere que el efecto de los bienes comerciables es sólo equiparable al de manufacturas sólo en caso de las cds. que no pertenecen a una ZM.

FIGURA 4.
Sensibilidad de los MLE del empleo comerciable al umbral del índice HH



A continuación, analizaremos si la condición de informalidad del empleo afecta las estimaciones de MLE y lo hacemos ante el entendido de que este es un primer acercamiento al fenómeno. Para ello, en la parte superior del Cuadro 4 se despliegan las estimaciones de los MLE segmentado el empleo manufacturero entre formal e informal. Para la estimación de estos segmentos en las 386 cds., se elimina el empleo que no cuenta con información para ser clasificado como formal o informal.

La muestra de 33 cds. muestra un efecto diferenciado entre los segmentos, el formal despliega un MLE negativo y el informal positivo en las diferentes especificaciones. En particular, la estimación MT por efectos fijos y VI despliega un MLE de -4.9 y 3.4. Esta asimetría en el MLE de la manufactura según su condición de informalidad es la que estaría explicando que en el agregado no se encuentren MLE significativos en el conjunto del empleo manufacturero de las 33 cds. Los resultados anteriores se revierten para el caso de las 386 cds. ya que se encuentran MLE significativos IV para la manufactura formal (2.4) y no significativos para la manufactura informal. La conclusión es que la condición de formalidad solo marca diferencia en el caso de las 33 ciudades (administrativas) con impacto negativo, pero no en el conjunto de las 386 cds. Insistimos que este es un primer acercamiento al fenómeno de informalidad, y el cual requiere sin duda una investigación detallada para una investigación futura.

CUADRO 4.
MLE del Empleo Manufacturero, Empleo Creativo y Tecnológico en las Ciudades de México
 variable dependiente: empleo no manufacturero

386 Cds. (censos de población) ^a	Modelo MT ^{c1}		Modelo MT ^{c2}		Efectos fijos / aleatorios	IV
	OLS	IV/2SLS	OLS	IV/2SLS		
Ciudades						
Manufactura Formal ^{d e}	1.871***	2.434***	-2.139	-7.697***	-2.052*^	-4.881***
	<i>(0.396)</i>	<i>(0.493)</i>	<i>(1.341)</i>	<i>(1.523)</i>	<i>(1.161)</i>	<i>(1.003)</i>
$\beta + 1$	2.871	3.434	-1.139	-6.697	-1.052	-3.881
D-W-H: F, p-value		0.000		0.000		
F estad. 1o Fase		55.859		15.010		
Manufactura Informal ^{d e}	10.472***	32.638	4.175	11.571***	0.986*^	3.401***
	<i>(3.449)</i>	<i>(22.635)</i>	<i>(3.189)</i>	<i>(2.146)</i>	<i>(0.590)</i>	<i>(1.519)</i>
$\beta + 1$	11.472	33.638	5.175	12.571	1.986	4.401
D-W-H: F, p-value		0.000		0.000		
F estad. 1o Fase		2.058		7.660		
B-P LM Chi2, p-value			26.6, 0.000			
Hausman Test, Chi2, p-value					4.66, 0.000	
F estad. conjunta 1o Fase ^g				18.310		14.96 f
Industria Creativa	7.811***	8.212***	3.140***	3.432***	3.140***^	3.432***
	<i>(0.485)</i>	<i>(0.662)</i>	<i>(0.117)</i>	<i>(0.197)</i>	<i>(0.120)</i>	<i>(0.215)</i>
$\beta + 1$	8.811	9.212	4.140	4.432	4.140	4.432
B-P LM Chi2, p-value			0, 1			

CUADRO 4. CONT.
MLE del Empleo Manufacturero, Empleo Creativo y Tecnológico en las Ciudades de México
 variable dependiente: empleo no manufacturero

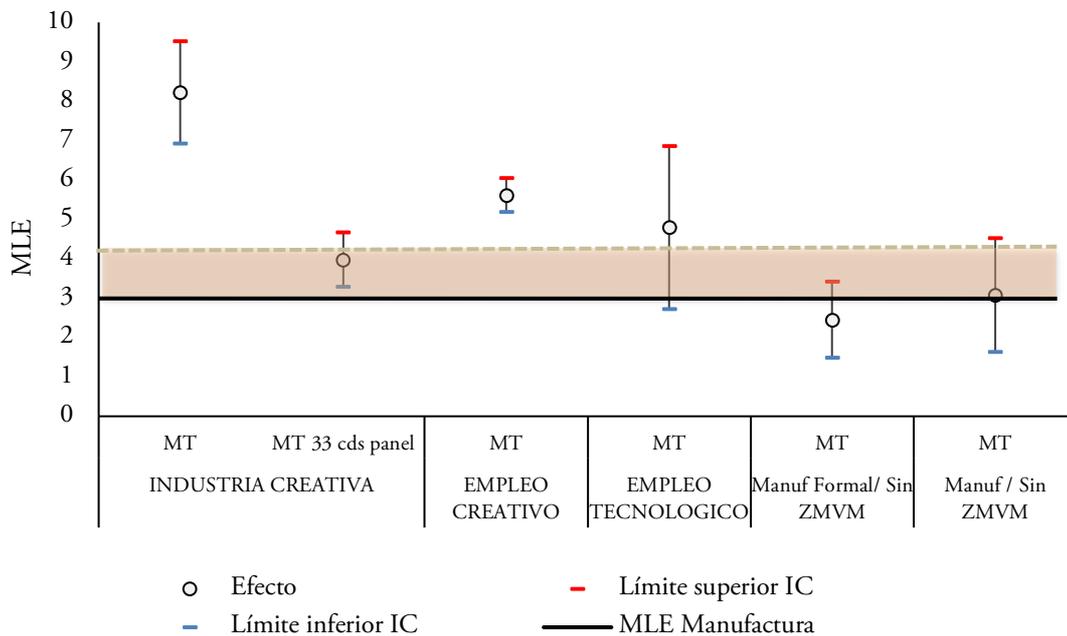
	386 Cds. (censos de población) ^a		33 Ciudades (encuestas de empleo) ^b			
	Modelo MT ^{c1}		Modelo MT ^{c2}		Efectos fijos / aleatorios	IV
	OLS	IV/2SLS	OLS	IV/2SLS		
D-W-H p-value		0.000		0.076		
F estad. 1o Fase		1153.650		306.144		
Empleo Creativo	5.235***	5.603***	1.043***	1.052***	1.043***	1.052***
	<i>(0.160)</i>	<i>(0.217)</i>	<i>(0.071)</i>	<i>(0.073)</i>	<i>(0.055)</i>	<i>(0.062)</i>
$\beta + 1$	6.235	6.603	2.043	2.052	2.043	2.052
B-P LM Chi2, p-value			0, 1			
D-W-H p-value		0.000		0.6406		
F estad. 1o Fase		207.260		1514		
Empleo Tecnológico	4.166***	4.780***				
	<i>(0.911)</i>	<i>(1.059)</i>				
$\beta + 1$	5.166	5.780				
D-W-H p-value		0.000				
F estad. 1o Fase		119.068				

Notas: a: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos de Población y Vivienda 2010 y 2020. b: El umbral para la asignación como comerciable está basado en el análisis del IHH para Censos Económicos 2014. c1: Sin incluir la ZMVM para el caso del empleo manufacturero formal e informal. c2: Incluyendo ZMVM. d: En el caso de las 33 cds (ENOE) la estimación de los segmentos se hace de manera conjunta. e: Para los datos de Censos de Población, la estimación del segmento se realiza por separado. f: Cragg-Donald Wald estadística F (estimado con xtvreg2 stata). g: Bajo el supuesto de errores iid. *Significancia al 10%, **Significancia al 5% y, *** Significancia al 1%

Hasta el momento se ha documentado que el sector comerciable genera un MLE relativamente modesto (debajo de 1), pero al considerarse el empleo creativo se desarrollan MLE cercanos a los encontrados en el sector manufacturero sobre el no manufacturero. A continuación, se analiza el efecto que tiene el empleo creativo sobre el empleo no manufacturero.

El panel inferior del Cuadro 4 presenta las estimaciones de los MLE sobre el empleo no manufacturero considerando ICC, el Empleo Creativo y el empleo en mediana y alta tecnología –para la estimación de los MLE asociados al empleo creativo, se descuenta del empleo no comerciable aquel que fue clasificado como de ICC o Empleo Creativo para evitar doble contabilidad.

FIGURA 5.
MLE del empleo creativo y tecnológico sobre el crecimiento del empleo no manufacturero en las ciudades de México



Para una mejor lectura de las estimaciones del cuadro 4, la Figura 5 presenta únicamente las estimaciones de los MLE en IV/2SLS en 385 ciudades del país durante el periodo 2010-2020 para el Empleo Creativo, ICC y empleo de alta y mediana tecnología. Los brazos de la estimación puntual de los MLE despliegan el intervalo de confianza de la estimación al 95%. Al gráfico se le ha añadido la estimación de la ICC en el panel de 33 cds y las estimaciones de la manufactura total y de la manufactura formal para las 385 cds. Para contrastar los resultados con la manufactura se ha añadido una recta horizontal que indica la estimación puntual de MLE de este sector (3.06) y se ha coloreado el área superior del intervalo de confianza. Las estimaciones puntuales se encuentran por arriba de la estimación puntual de manufactura, pero el MLE de ICC en las 385 ciudades es exageradamente elevado. En contraste, el MLE de 33 ciudades tiene un margen de error pequeño y claramente sugiere que el efecto es similar al desarrollado por la manufactura. De igual manera, el MLE de MT en Empleo Creativo despliega un margen de error pequeño y con un efecto que puede llegar a ser dos veces superior al de la manufactura. El empleo de alta-mediana tecnología genera también un multiplicador elevado (4.77) aunque con mayor margen de error que el observado en sus contrapartes creativas, pero en cualquier caso el límite inferior del MLE es semejante a la estimación puntual de manufactura. En resumen, las estimaciones de la Figura 5 sugieren que el empleo asociado a actividades creativas y tecnológicas tienen en general MLE superiores a las desarrolladas por las manufacturas.

6. CONCLUSIONES

Uno de los resultados centrales del estudio es que la estimación del MLE está condicionado por la forma en la que se clasifica al empleo comerciable y no comerciable. La clasificación tradicional (manufactura vs no manufactura) genera un MLE alrededor de 3 y por arriba de los estimados en países desarrollados siempre y cuando se descuenta el empleo de la ciudad de México. Sin embargo, si se toma en cuenta una clasificación amplia del sector comerciable que incluya actividades terciarias y descuenta manufactureras con baja concentración territorial, se estiman también MLE significativos, pero de una magnitud inferior que se ubican alrededor de 1. Esta última estimación está dentro del rango de 0.5 a 1.5 que ha sido generalmente detectado para países desarrollados (Ehrlich & Overman, 2020), y en particular es muy parecido al estimado para Suecia (Moretti y Thullin, 2013) y Reino Unido (Lee y Clarke, 2019).

La estimación de MLE significativos y elevados de la manufactura es consistente con la narrativa de liberalización económica de México que dio inicio a finales del siglo pasado, y que impulsó un proceso de relocalización de firmas manufactureras de la ciudad de México hacia otras ciudades/regiones mejor localizadas dentro del corredor de exportación hacia América del Norte. Sin embargo, esta narrativa no es a nuestro juicio completa porque deja al lado los efectos de la fuerte tercerización que han experimentado las grandes metrópolis en México, en particular, la Zona Metropolitana de Valle de México (ZMVM). Esta investigación toma en cuenta este último aspecto a través de estimar los MLE considerando también una clasificación alternativa de bienes comerciables/no comerciables que precisamente tome en cuenta que ciudades como la ZMVM y otras exportan ahora bienes de servicios avanzados. Y bajo esta condición se estiman MLE mucho más modestos que bajo la clasificación tradicional pero más cercanos a los que se hallan en otras regiones del mundo. Consideramos que las estimaciones MLE bajo esta última clasificación se acercan más al verdadero efecto que genera el crecimiento del empleo comerciable sobre el no comerciable en el sistema urbano de México.

La literatura ha documentado que los MLE se incrementan de manera importante con el empleo cualificado y con contenido tecnológico (Moretti 2010, Lee & Clarke 2019). En este trabajo hemos encontrado que México no es una excepción y que el trabajo asociado al empleo creativo, en particular el empleo de las ICC y el tecnológico son capaces de generar MLE superiores a los estimados cuando no se controla por esta heterogeneidad.

Latinoamérica es una de las regiones globales con mayor nivel de urbanización y en donde sus ciudades principales se han terciarizado intensamente en décadas recientes, y además algunos de sus centros urbanos principales han presenciado un incremento importante en el empleo asociado a servicios avanzados y creativos. Estos cambios a su vez emergen en mercados laborales locales donde conviven e interactúan de manera compleja condiciones formales e informales del empleo y sus unidades económicas. Este trabajo ha dado cuenta que todos estos elementos deben ser tomados en cuenta al momento de analizar los MLE de empleo de las ciudades del Sur Global a partir del caso mexicano. Para ello es fundamental trascender una rígida dicotomía entre empleo manufacturero y no manufacturero para el entendimiento de los bienes comerciables/no comerciables. Cualquier política urbana que busque maximizar el crecimiento del empleo a través de la atracción de firmas o trabajadores debe a nuestro juicio tomar en consideración estos elementos.

En este trabajo se ha mostrado que el empleo manufacturero de las ciudades de México tiene un importante efecto multiplicador sobre el crecimiento del empleo no manufacturero. Pero también se ha demostrado que el crecimiento del empleo en actividades basadas en servicios avanzados y creativos es capaz de desarrollar MLE equivalentes e incluso superiores a los provenientes por la manufactura. Esto último es relevante para la política pública en virtud de que las grandes ciudades en México han intensificado sus actividades terciarias.

Queda para una futura investigación si los procesos encontrados para el caso mexicano ocurren de igual forma en otros sistemas urbanos de Latinoamérica.

FINANCIACIÓN

La realización de esta investigación contó con financiamiento de los proyectos PAPIIT IN304017 y PAPIIT IN302521 de la DGAPA de la Universidad Nacional Autónoma de México. El autor agradece y reconoce el muy valioso dictamen de dos evaluadores anónimos que fue central para culminar este trabajo de investigación; por supuesto, los errores e imprecisiones que permanecen son responsabilidad exclusiva del autor.

REFERENCIAS

- Bartik, T. y Sotherland, N. (2019). Local job multipliers in the United States: variation with local characteristics and with high-Tech hocks. *Upjohn Institute working paper*, 19-301.
- Bartik, T. J. (1991). *Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?* W.E. Upjohn Institute for Employment Research.
- Cameron, A. C. y Trivedi, P. (2022). *Microeconometrics Using Stata Volume I: Cross-Sectional and Panel Regression Methods*. Stata Press Publication.
- Corrado, C., Haskel, J., & Jona-Lasinio, C. (2016). Intangible investment in the EU and US before and since the Great Recession and its contribution to productivity growth. *European Investment Bank, documentos de trabajo*, 2016/08.
- Cuadrado-Roura, J. R. (2021). Desindustrialización y terciarización: El avance hacia una creciente integración servicios-industria. *El Trimestre Económico*, 88(351), 719-768.
- Cuadrado-Roura, J. (Director). (2014). *Exportaciones españolas de servicios: evolución, retos y perspectivas*. Instituto de Estudios Económicos, servicios de publicaciones, Madrid.
- Cunningham, S. D. y Higgs, P. L. (2008). Creative industries mapping: where have we come from and where are we going? *Creative Industries Journal*, 1(1), 7-30.
- Cunningham, S. y Potts, J. (2015). Creative industries and the wider economy. En C. Jones, M. Lorenzen and J. Sapsed (Eds), *The Oxford Handbook of Creative Industries* (pp.387-404). Oxford University Press.
- Duranton, G. (2016). Determinants of city growth in Colombia. *Papers in Regional Science*, 95(1), 101-131
- Ehrlich, M. y Overman, H. (2020). Place-Based Policies and Spatial Disparities across European Cities. *Journal of Economic Perspectives*, 34(3), 128-149.
- Faggio, G. y Overman, H. (2014). The effect of public sector employment on local labour markets. *Journal of Urban Economics*, 79, 91-107.
- Jensen, J. B., & Kletzer, L. G. (2006). Tradable services: Understanding the scope and impact of services offshoring. En S. M. Collins and L. Brainard (eds), *Brookings Trade Forum: Offshoring White-Collar Work*. Brookings Institution Press.
- Haskel, J. y Westlake, S. (2018). *Capitalism Without Capital: The Rise of the Intangible Economy*. Princeton University Press.
- Hernández, N. y Rojas, I. (2020). Multiplicadores locales de empleo en México. *Temas de Economía*, Nueva Época, 1(2), 1-33.
- Huang, D., He, H. y T. Liu. (2021). City size and employment dynamics in China: evidence from recruitment website data. *Journal of Geographical Sciences*, 31, 1737-1756.
- INEGI. (2005-2018). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo*.

- INEGI. (2014). *La informalidad laboral Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo. Marco conceptual y metodológico*.
- Kemeny, T. y Storper, M. (2015). Is Specialization Good for Regional Economic Development? *Regional Studies*, 49(6), 1003–1018. <https://dx.doi.org/10.1080/00343404.2014.899691>
- Lee, N. y Clarke, S. (2019). Do low-skilled workers gain from high-tech employment growth? Hightechnology multipliers, employment and wages in Britain. *Research Policy*, 48(9).
- Lee, N. y Clarke, S. (2017). *A rising tide lifts all boats? Advanced industries and their impact upon living standards*. Resolution Foundation, july report.
- Lee, N. y Rodríguez-Pose, A. (2014). Creativity, cities and innovation. *Environment and Planning A*, 46(5), 1139-1159.
- Levy, S. (2018). *Under-Rewarded Efforts: The Elusive Quest for Prosperity in Mexico*. Inter-American Development Bank.
- Macedo, G. y Monasterio, L. (2016). Local multiplier of industrial employment: Brazilian mesoregions (2000-2010). *Brazilian Journal of Political Economy*, 36(4), 827-839.
- Moretti, E. (2010). Local multipliers. *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 100, 1–7.
- Moretti, E. y Thullin, P. (2013). Local multipliers and human capital in the United States and Sweden. *Industrial and Corporate Change*, 22(1), 339–362.
- Mukim, M. (2015). Coagglomeration of formal and informal industry: evidence from India. *Journal of Economic Geography*, 15(2), 329–351.
- North, D. (1955). Location Theory and Regional Economic Growth. *Journal of Political Economy*, 63, 243-258.
- Osei, M. y Sengupta, S. (2019). Heterogeneity in the local employment multipliers in the United States. *Growth and Change*, 50, 880–893.
- Santos-Cruz, S. y Teixeira, A. (2012). *Methodological Approaches for Measuring the Creative Employment: A Critical Appraisal with an Application to Portugal*. FEP Working Papers 455.
- SEDATU y CONAPO. (2018). *Sistema Urbano Nacional 2018*. Gobierno de México.
- Thulin, P. (2015). Local multiplier and economic base analysis. En C. Karlsson, M. Andersson, y T. Norman (eds), *Handbook of Research Methods and Applications in Economic Geography*, (pp. 213–233). Edward Elgar Publishing.
- Van Dijk, J. J. (2017). Local employment multipliers in U.S. cities. *Journal of Economic Geography*, 17(2), 465-487.
- Van Dijk, J. J. (2018). Robustness of econometrically estimated local multipliers across different methods and data. *Journal of Regional Science*, 58, 281–294.
- Wooldridge J. M. (2017). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press Cambridge.
- Kim, W-Y. y Hyo Hong, S. (2019). Local employment multipliers when living and working areas are different. *Economics Letters*, 175, 47–50.

ORCID

Marcos Valdivia López

<https://orcid.org/0000-0002-5119-6176>

ANEXO

CUADRO A.1.
Clasificación de Industrias Creativas y Culturales (SCIAN 2013)

Segmento	Actividad del sector creativo	Código SCIAN	Descripción
Servicios	Actividades de publicación	511	Edición de periódicos, revistas, libros, software y otros materiales, y edición de estas publicaciones integrada con la impresión
Arte	Actividades cinematográficas, de programas de televisión y vídeo, Actividades de grabación de sonido y música	512	Industria fílmica y del video, e industria del sonido
Servicios	Actividades de programación y transmisión	515	Radio y televisión
Servicios		51911	Agencias noticiosas
Servicios	Programación (computadoras), consultoría y otras actividades relacionadas	5415	Servicios de diseño de sistemas de cómputo y servicios relacionados
Software		51913	Edición y difusión de contenido exclusivamente a través de Internet y servicios de búsqueda en la red
Software		518	Procesamiento electrónico de información, hospedaje y otros servicios relacionados
R&D	Actividades de arquitectura e ingeniería y consultoría técnica relacionada	5413	Servicios de arquitectura, ingeniería y actividades relacionadas
Arte		54131	Servicios de arquitectura
R&D	Investigación y desarrollo	5417	Servicios de investigación científica y desarrollo
R&D		54162	Servicios de consultoría en medio ambiente
R&D		54169	Otros servicios de consultoría científica y técnica
Servicios		5418	Servicios de publicidad y actividades relacionadas
Servicios	Publicidad y estudios de mercado	54191	Servicios de investigación de mercados y encuestas de opinión pública
Servicios	Diseño y fotografía	5414	Diseño especializado
		54192	Servicios de fotografía y videograbación
		54193	Servicios de traducción e interpretación
Arte	De creación, artísticas y de entretenimiento	7111	Compañías y grupos de espectáculos artísticos y culturales

CUADRO A.1. CONT.
Clasificación de Industrias Creativas y Culturales (SCIAN 2013)

Segmento	Actividad del sector creativo	Código SCIAN	Descripción
Arte		7115	Artistas, escritores y técnicos independientes
Arte	Bibliotecas, archivos, museos y otras actividades culturales	51912	Bibliotecas y archivos
Arte		71211	Museos
Arte		71212	Sitios históricos
Arte		71213	Jardines botánicos y zoológicos
Entretenimiento	Juegos de azar y apuestas	7132	Casinos, loterías y otros juegos de azar
	Actividades deportivas, recreativas y de entretenimiento	7112	Deportistas y equipos deportivos profesionales
Servicios		7113	Promotores de espectáculos artísticos, culturales, deportivos y similares
Entretenimiento		7114	Agentes y representantes de artistas, deportistas y similares
Entretenimiento		7131	Parques con instalaciones recreativas y casas de juegos electrónicos
Entretenimiento		7139	Otros servicios recreativos

Fuente: Elaboración propia basada en Valdivia et al 2020.

CUADRO A.2
Empleo creativo basado en ocupaciones

Ocupaciones Creativas
Publicidad y marketing
Arquitectura
Diseño y artes visuales
Artesanos
Directivos artesanos
Cine, video y fotografía
Televisión y radio
Música y artes escénicas
Directivos actividades artísticas y culturales
Publicaciones
Software, Informática y Consultoría Tecnológica
Directivos Software
Investigación y Desarrollo
Directivos R&D

Fuente: Elaboración propia con base en Santos Cruz y Texeira (2012)

CUADRO A.3
Clasificación sectores de alta y media tecnología con información del SCIAN (2013)

Alta Tecnología	
3364	Fabricación de equipo aeroespacial
325411	Fabricación de materias primas para la industria farmaceutica
3341	Fabricación de equipo de computo y equipo periferico
3342	Fabricación de equipo de comunicación
3345	Fabricación de instrumentos de medición, control y navegación
Mediana Tecnología	
3344	Fabricación de componentes electricos
3361	Fabricación de automoviles y camiones
3362	Fabricación de carrocerías y remolques
325412	Fabricación de preparaciones farmaceuticas
3365	Fabricación de equipo ferroviario
3361	Fabricación de embarcaciones
3362	Fabricación de carrocerías y remolques
3331	Fabricación de maquinaria y equipo agropecuario, para la construcción y para la industroas extractiva
3332	Fabricación de maquinaria y equipo para las las industrias manufactureras excelto metalmecanica
3333	Fabricación de maquinaria y equipo para el comercio y los servicios
3334	Fabricación de equipo de aire acondicionado, calefacción y de regrigeracion industrial y comercial
3335	Fabricación de maquinaria y equipo para la industria metalmecanica
3336	Fabricación de motores de combustión interna, tubinas y trasmisiones
3339	Fabricación de otra maquinaria y equipo para la industria general

