

Análisis estadístico de la capacidad de absorción en México y su influencia en la generación de conocimiento tecnológico*

STATISTICAL ANALYSIS OF ABSORPTIVE CAPACITIES IN MEXICO AND THEIR INFLUENCE ON THE GENERATION OF TECHNOLOGICAL KNOWLEDGE

ABSTRACT: This paper seeks to examine the ideas-production function used for measuring the impact of macroeconomic indicators of the absorptive capacity and the stock of knowledge derived from technological results (measured in requested patents). For this purpose, we developed an econometric model using the fixed-effects panel data technique and collecting data from various public sources. A 17-year time series (2000-2016) and a timeless series were used to study 32 Mexican entities. Based on the econometric estimation, we identified that the quality of economic activities environment is the main driver in the generation of technological knowledge. Besides, the stock of human resources exhibits a positive but inelastic relationship with the generation of patents. The essential contribution of this work lies in the provision of empirical evidence at a subnational level regarding absorptive capacities, which is prone to influence better research, development and innovation policies for the region.

KEYWORDS: Absorptive capacity, data panel, fixed effects, requested patents.

ANÁLISE ESTATÍSTICA DA CAPACIDADE DE ABSORÇÃO NO MÉXICO E SUA INFLUÊNCIA NA GERAÇÃO DE CONHECIMENTO TECNOLÓGICO

RESUMO: O objetivo do presente trabalho é examinar a função de produção de ideias que serve para medir o grau de impacto que têm os indicadores macroeconômicos da capacidade de absorção e o estoque de conhecimento sobre os resultados tecnológicos alcançados (medidos em patentes solicitadas). Para isso, desenvolveu-se um modelo econométrico utilizando a técnica de dados de painel com efeitos fixos e recopilando os dados de diversas fontes públicas; utilizou-se uma série temporal de 17 anos (2000-2016) e uma série atemporal que inclui as 32 entidades mexicanas. A partir da estimativa econométrica, percebe-se que a qualidade do ambiente das atividades econômicas é o principal determinante da geração de conhecimento tecnológico e que o acervo de recursos humanos tem uma relação positiva, mas não elástica com a geração de patentes. A contribuição essencial do trabalho está em fornecer evidência empírica em escala subnacional em relação com a capacidade de absorção, que é propensa a incidir em melhores políticas de ciência, tecnologia e inovação (CTI) para a região.

PALAVRAS-CHAVE: capacidade de absorção, painel de dados, efeitos fixos, patentes solicitadas.

UNE ANALYSE STATISTIQUE DE LA CAPACITÉ D'ABSORPTION AU MEXIQUE ET DE SON INFLUENCE SUR LA GÉNÉRATION DE CONNAISSANCES TECHNOLOGIQUES

RÉSUMÉ : L'objectif de cet article est d'examiner la fonction de production d'idées permettant de mesurer le degré d'impact des indicateurs macroéconomiques de la capacité d'absorption et du stock de connaissances sur les résultats technologiques obtenus (mesurés dans les brevets demandés). Pour cela, un modèle économétrique a été développé en utilisant la technique du panel de données avec effets fixes et en collectant des données provenant de diverses sources publiques. On a manipulé une série chronologique de 17 ans (2000-2016) et une série intemporelle comprenant les 32 entités mexicaines. D'après l'estimation économétrique, on a trouvé que la qualité de l'environnement des activités économiques était le principal déterminant de la génération de connaissances technologiques et que le stock de ressources humaines entretenait une relation positive mais inélastique avec la génération de brevets. La contribution essentielle du travail consiste à fournir des preuves empiriques au niveau sous-national en ce qui concerne la capacité d'absorption, susceptible d'influencer des meilleures politiques en matière de science, de technologie et d'innovation (STI) dans la région.

MOTS-CLÉ : capacité d'absorption, panneau de données, effets fixes, brevets demandés.

CITACIÓN: Pérez-Hernández, C., Moheno-Mendoza, J., & Salazar-Hernández, B. (2019). Análisis estadístico de la capacidad de absorción en México y su influencia en la generación de conocimiento tecnológico. *Innovar*, 29(72), 41-58. doi: 10.15446/innovar.v29n72.77892.

ENLACE DOI: <https://doi.org/10.15446/innovar.v29n72.77892>

CLASIFICACIÓN JEL: O10, O30, O33

RECIBIDO: enero 2018. **APROBADO:** agosto 2018.

DIRECCIÓN DE CORRESPONDENCIA: Carla Carolina Pérez Hernández. Circuito La Concepción km. 2.5 Col. San Juan Tilcuautla, San Agustín Tlaxiaca; Hidalgo, México. C.P 42160.

Carla Carolina Pérez Hernández

Ph. D. en Ciencias Económico Administrativas

Investigadora posdoctoral, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo Pachuca, México

Rol de la autora: técnico

carla_perez@uaeh.edu.mx

<http://orcid.org/0000-0001-8286-8775>

Jessica Moheno Mendoza

Ph. D. en Nuevas Tendencias en Dirección de Empresas

Profesora-investigadora de tiempo completo, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo Pachuca, México

Rol de la autora: conceptual

jessica@uaeh.edu.mx

<http://orcid.org/0000-0003-3947-0256>

Blanca Cecilia Salazar Hernández

Ph. D. en Ciencias Administrativas

Profesora-investigadora de tiempo completo, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo Pachuca, México

Rol de la autora: metodológico

bsalazar@uaeh.edu.mx

<http://orcid.org/0000-0001-9427-0826>

RESUMEN: El objetivo del presente trabajo es examinar la función de producción de ideas que sirve para medir el grado de impacto que tienen los indicadores macroeconómicos de la capacidad de absorción y el stock de conocimiento sobre los resultados tecnológicos logrados (medidos en patentes solicitadas). Para ello, se desarrolló un modelo econométrico utilizando la técnica de datos de panel con efectos fijos y recopilando los datos de diversas fuentes públicas; se manejó una serie temporal de 17 años (2000-2016) y una serie atemporal que incluye las 32 entidades mexicanas. A partir de la estimación econométrica, se encuentra que la calidad del entorno de las actividades económicas es el principal determinante de la generación de conocimiento tecnológico y que el acervo de recursos humanos tiene una relación positiva pero inelástica con la generación de patentes. El aporte esencial del trabajo radica en proveer evidencia empírica a escala subnacional en relación con la capacidad de absorción, que es propicia a incidir en mejores políticas de ciencia, tecnología e innovación (CTI) para la región.

PALABRAS CLAVE: capacidad de absorción, panel de datos, efectos fijos, patentes solicitadas.

* El proyecto de investigación del cual se deriva el artículo se titula "Evaluación de la capacidad tecnológica en el Estado de Hidalgo: su relación con la competitividad empresarial y el desarrollo local". La entidad financiadora del proyecto de investigación es Prodep.

Introducción

De acuerdo con Busso, Cristia, Hincapié, Messina y Ripani (2017), "las habilidades pueden ser consideradas como capacidades innatas o adquiridas que aumentan la productividad de un individuo" (p. 25); por ende, se entiende que las capacidades de absorción son habilidades adquiridas, transmitidas de un emisor a un receptor, que revelan la capacidad de aprendizaje (innata o adquirida) del receptor y, posteriormente, dado el grado de absorción de dicho aprendizaje (adquisición, asimilación y explotación), se refleja la habilidad del receptor para generar ideas a fin de solucionar problemas de manera innovadora y desarrollar diversas capacidades en ambos sujetos (emisor y receptor).

En consecuencia, se resalta que el determinante más importante en el aprendizaje de los individuos son sus capacidades, principalmente su capacidad de aprender (absorción), y quizá el factor más crucial en ello es la educación. Sin embargo, a lo largo de los últimos cuarenta años se han explorado las consecuencias de la asimetría de información, pero las consecuencias del conocimiento diferencial no han sido examinadas (Stiglitz & Greenwald, 2014). Esto se debe, en parte, a que el conocimiento y el *know-how* están localizados geográficamente, lo que contribuye a la aparición de diferencias en la capacidad de absorción de las distintas entidades (Hidalgo, 2017). Además, la dificultad de analizar a fondo dichas capacidades radica en que "[...] las capacidades no son claramente conmensurables, puesto que son irreductiblemente diversas" (Sen, 2015, p. 270). Así pues, para entender el rompecabezas de las desigualdades económicas y de consumo, antes debemos entender los mecanismos globales que limitan la difusión del conocimiento, obtenida gracias a la capacidad de absorción de los agentes (Hidalgo, 2017).

Entonces, si la educación es el medio para incrementar o consolidar la capacidad de absorción a nivel macro, analizar la capacidad de absorción doméstica de una economía en vías de desarrollo se torna crucial para entender y buscar estimular el aporte de los *emisores/receptores* del conocimiento para la generación de ideas innovadoras, que a la postre impacten en el desarrollo económico de las regiones.

Además, si se considera que la calidad de vida no está determinada por las utilidades sino por las capacidades, es decir, las características de las personas que les permiten funcionar en el mundo y acceder a una vida más plena (Sen, citado por Cecchini, 2005), resulta por demás pertinente y justificable encaminar esfuerzos de investigación dirigidos al análisis del comportamiento de la capacidad de absorción y su relación en la generación de innovación o conocimiento tecnológico.

Por ende, la presente investigación busca medir el grado de impacto que tienen los indicadores macroeconómicos de la capacidad de absorción y el *stock* de conocimientos sobre los resultados tecnológicos logrados (medidos en patentes solicitadas) en México, puesto que, según Audrescht y Feldman (1996), la consideración del territorio y de las ramas de conocimiento en el estudio de la innovación ha abierto una discusión a lo que sucede en entidades subnacionales. La estimación de la función de producción del conocimiento ha evolucionado de la exploración de unidades espaciales amplias (países) a otras más reducidas geográficamente (regiones y ciudades).

Por lo tanto, en este caso se propone, por primera vez, la examinación de la función de producción de ideas formulada por Romer (1990), sobre las 32 entidades de la república mexicana, considerando una serie temporal que va desde el 2000 hasta el 2016, y teniendo como pregunta central la siguiente: ¿en qué medida la generación de conocimiento tecnológico es impactada por las capacidades de absorción (medidas por el acervo de recursos humanos)? De este modo se asume, además, la hipótesis de que en México existe una amplia heterogeneidad estructural tecnológica que se puede confirmar empíricamente, si los efectos fijos espaciales resultan estadísticamente significativos.

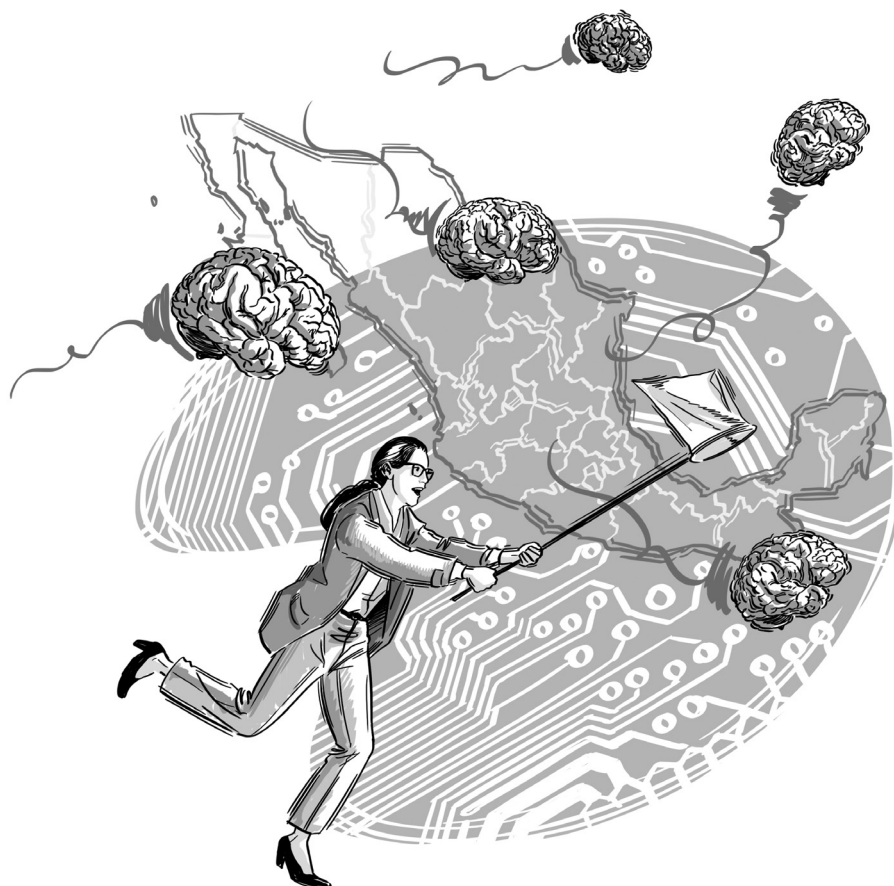
La organización del trabajo se detalla de la siguiente manera: en una primera sección se muestra en breve la revisión de la literatura; posteriormente, se desglosa la metodología cuantitativa utilizada; luego, se presentan el análisis, los resultados y las interpretaciones, para finalmente emitir las conclusiones del estudio.

Revisión de la literatura

El concepto de capacidad dinámica de absorción tiene origen en la macroeconomía, haciendo referencia a la habilidad de una economía para utilizar e incorporar los recursos y la información externa (Alder, 1965). Posteriormente, Cohen y Levinthal (1990) conceptualizan la capacidad de absorción como "la habilidad de reconocer el valor de la nueva información, asimilarla y destinarla a fines comerciales" (p. 128), por lo que dicha capacidad subyace a la capacidad innovadora.

Un precepto más amplio es considerar la capacidad de absorción de manera relativa, como la habilidad de un ente —receptor o alumno— para valorar, asimilar y aplicar el conocimiento derivado de otro ente —emisor o profesor— (Lane & Lubatkin, 1998).

Por su parte, Kim (1998) indica que la capacidad de absorción refleja la capacidad para aprender y desarrollar habilidades para solucionar problemas. En ese sentido, Stiglitz



y Greenwald (2014) revelan que “[...] las sociedades con individuos más educados tienen una mayor capacidad de aprender y es más probable que aprendan” (p. 121), y posteriormente que innoven.

Es posible afirmar que la creación de capacidades de absorción doméstica es esencial para la explotación de la tecnología, tanto con respecto a la adopción como a la generación de nuevos productos y procesos (innovaciones). La forma de incrementar estas capacidades se realiza mediante la adquisición de conocimiento en sus diferentes formas (formal o informal, codificable o tácito), y se encuentra severamente condicionada por la acumulación previa de capacidades locales. De este modo, las propiedades de absorción tienen la particularidad de retroalimentarse, dado que cuanto mayor es el nivel de capacidades domésticas, mayores son las oportunidades de acceder a nuevos conocimientos e incorporarlos exitosamente a la estructura productiva. Una de las aproximaciones más tradicionales para medir la evolución de las capacidades de absorción de los agentes es el análisis de la demanda de conocimiento, es decir, la tasa de alfabetización; la tasa

de enrolamiento primario, secundario y terciario; el número de graduados en ciencia e ingeniería, y el número de personas dedicadas a la investigación, ciencia y tecnología (Lugones, Gutti, & Le Clech, 2007).

Por otra parte, teorías recientes del crecimiento económico han puesto atención al cambio tecnológico endógeno para explicar los patrones de crecimiento de las economías mundiales (Ulku, 2004). Paralelamente, y de acuerdo con algunos autores (Stern, Porter, & Furman, 2000; Baumert & Heijs, 2002; Chinaprayoon, 2007; Hu & Mathews, 2008; Gans & Hayes, 2009), se evidencia que los modelos econométricos construidos están principalmente basados en el modelo de crecimiento endógeno propuesto por Romer (1990), en el que el flujo de nuevas ideas (\dot{A}) está en función del capital humano (H_A) y el *stock* de conocimiento, en la economía (A). Esta relación está indicada por la siguiente función de producción basada en el conocimiento:

$$\dot{A} = \delta H_A^\theta A \quad (1)$$

Derivado de lo anterior, Stern *et al.* (2000), Ulku (2004) y Chinaprayoon (2007) realizan una serie de estudios

econométricos y encuentran que el modelo de Romer (1990) puede caracterizar la capacidad de absorción y de innovación de un país, dada la función de producción del desarrollo tecnológico (I+D), tal como se muestra en la ecuación (2), que puede ser representada en forma logarítmica:

$$\text{Log}(\dot{A}) = \text{Log}(A) + \theta \text{Log}(H) \quad (2)$$

La ecuación (2) implica que, con un crecimiento en 1% de A y H, se incrementa la función de producción de ideas (\dot{A}), por 1% y $\theta\%$, respectivamente. En el modelo de Romer (1990), se asume que θ es igual a uno.

De esta manera, el presente trabajo busca desarrollar la función de producción de ideas de Romer (1990), tal y como Furman, Porter y Stern (2002) lo han estimado para países desarrollados, altamente industrializados. A sabiendas de que, como indican Stiglitz & Greenwald (2014), gran parte del conocimiento tecnológico se construye sobre la base de otras innovaciones tecnológicas. Sin embargo, algunas veces una idea puede incitar nuevas ideas, aún si las nuevas ideas no utilizan la antigua o no se basan directamente en ella. En este sentido, actúan como un catalizador (un químico que facilita una reacción pero que no se utiliza en el proceso). Bajo esta investigación se pretende hallar los detonadores del conocimiento tecnológico (producción de ideas –calibradas en patentes solicitadas–) y la medida en que la capacidad de absorción juega como catalizador de dichas ideas.

Metodología

La metodología implementada para el presente trabajo consiste en desarrollar un análisis econométrico, con el fin de medir el grado de impacto (porcentaje de elasticidad) que tienen los indicadores macroeconómicos de la capacidad de absorción y el *stock* de conocimiento sobre los resultados tecnológicos logrados (medidos en patentes solicitadas) en México (32 entidades). Para ello, se toma en cuenta una serie temporal que va del 2000 al 2016. El análisis se completa a través de siete etapas que se presentan a continuación, aunque se describirán puntualmente en las siguientes secciones:

- Presentar la estadística descriptiva de las variables previamente normalizadas por el tamaño de la población de cada estado.
- Establecer las especificaciones del modelo econométrico.
- Elaborar la matriz de correlaciones de las variables independientes para evitar problemas de multicolinealidad.

- Transformar las variables independientes resultantes y las variables dependientes predeterminadas en Logaritmo Natural (Ln) –con excepción de las que estén expresadas en forma porcentual–.
- Definir las ecuaciones de regresión conforme la ecuación (2): $\text{Log}(\dot{A}) = \text{Log}(A) + \theta \text{Log}(H)$.
- Correr el modelo econométrico y las pruebas de especificación con base en la técnica de estimación de panel de datos con efectos fijos.
- Interpretar los resultados obtenidos.

Variables del estudio

Todas las variables se enlistan en la tabla 1 y estarán normalizadas por las series de población para poder tomar en cuenta el tamaño de la economía de cada estado. Adicionalmente, como se sugiere por la mayoría de los estudios previos (Stern *et al.*, 2000; Ulku, 2004; Chinaprayoon, 2007; Hu & Mathews, 2008; Gans & Hayes, 2009), los modelos toman la forma funcional Log-Log para lograr minimizar los problemas de valores atípicos. Consecuentemente, todas las variables serán recalculadas en valores de Logaritmo Natural (Ln) para la ecuación (2), excepto por aquellas variables que están ya expresadas en valores porcentuales. Los detalles y definiciones de las variables se muestran en la tabla 1.

Análisis de los resultados descriptivos y econométricos

El análisis de los resultados se lleva en dos direcciones: primero, resaltar la estadística descriptiva de los datos, que incluye el rango, la media y la desviación estándar de todas las variables, con el fin de contar con un panorama general de los indicadores en su conjunto (*overall*), dentro del tiempo (*within*) y a través del espacio (*between*); segundo, enfatizar las especificaciones econométricas utilizadas para medir el grado de impacto que tienen los indicadores macroeconómicos de la capacidad de absorción y el *stock* de conocimiento sobre los resultados tecnológicos logrados.

Estadística descriptiva

El análisis descriptivo es necesario para examinar las propiedades estadísticas de cada variable. Primeramente, se observa una muestra transversal con 544 observaciones totales (N), producto de 32 observaciones espaciales (estados-n) y 17 observaciones temporales (T).

Tabla 1.
Variables y definiciones.

Proxy stock de conocimiento (A)			
Variable	Nombre	Definición	Fuente
X_{11} . PIBperCAP _{jt}	PIB per cápita ¹	(PIB a valores a precios constantes de 2008) / población. Expresado en pesos.	INEGI (2016)
Función del capital humano (H _h)			
Variable	Nombre	Definición	Fuente
X_1 . alfabet _{jt}	Tasa de alfabetización	Resultado de la diferencia entre el 100% y la tasa de analfabetismo (es la persona de 15 o más años de edad que no sabe leer ni escribir un recado).	SNIE (2016)
X_2 . enrol1 _{jt}	Tasa de enrolamiento primario	Tasa neta de escolarización Primaria (6 a 11 años de edad)	SNIE (2016)
X_3 . enrol2 _{jt}	Tasa de enrolamiento secundario	Tasa neta de escolarización secundaria (12 a 14 años de edad)	
X_4 . enrol3 _{jt}	Tasa de enrolamiento terciario	Tasa neta de escolarización media superior (15 a 17 años de edad)	
X_5 . tituladosCTI _{jt}	Titulados en CTI	Número de titulados universitarios de programas relacionados con ingenierías, ciencias exactas, naturales y computacionales (por cada 10.000 habitantes)	ANUIES (2016)
X_6 S.N.I _{jt}	Investigadores	Número de investigadores miembros del Sistema Nacional de Investigadores (SNI) (por cada 10.000 habitantes)	FCCYT (2016b), Atlas de la Ciencia Mexicana (2017)
Función de producción de ideas (Á)			
Variable	Nombre	Definición	Fuente
Y_1 . patentSOL _{jt}	Patentes solicitadas	Número de patentes solicitadas por entidad federativa de residencia del inventor	(INEGI, 2017) con base en los datos del Instituto Mexicano de la Propiedad Intelectual (IMPI) (datosabiertos.gob, 2017)

Fuente: elaboración propia con base en los indicadores propuestos por Stern *et al.* (2000), Lugones *et al.* (2007) y fuentes citadas.

Con lo que respecta al acervo de recursos humanos (tabla 2), reflejo de la capacidad de absorción, se estima que en promedio la tasa de alfabetización en México es del 92,5% y la tasa de enrolamiento primario promedio es de 98,5%. Sin embargo, los porcentajes medios decrecen al hablar de la tasa de enrolamiento secundario (77,6%) y terciario (47,2%), lo que implica que la tasa neta promedio de escolarización se reduce considerablemente en los niveles de secundaria y nivel medio superior; en otras palabras, existen áreas de oportunidad en cuanto al enrolamiento de jóvenes entre 12 y 17 años en el ámbito nacional.

Paralelamente, en el periodo estudiado se estima que por cada 10.000 mexicanos existen en promedio 8 personas tituladas en CTI; de igual modo, por cada 10.000 habitantes existe en promedio 1 investigador miembro del SNI. En este sentido, el coeficiente de variación del número de investigadores disminuye a 0,44, junto con la desviación típica (0,51) al momento de realizar el cálculo a través del tiempo, por lo que se asume que la dispersión en el tiempo es considerablemente menor que la dispersión entre estados.

Con lo referente al *stock* de conocimiento (*proxy*), se tiene que en promedio el PIB per cápita es de \$124.588,61 pesos por habitante. Lo alarmante es que el PIB per cápita máximo supera por 20 veces el PIB per cápita mínimo, lo que muestra la enorme desigualdad entre estados.

¹ En esta comunicación, el *stock* de conocimiento se mide utilizando el PIB per cápita, en conformidad con lo expuesto por Furman, Porter y Stern (2002), donde se alude al hecho de que el PIB per cápita refleja la habilidad de una región de convertir su *stock* de conocimientos en un nivel aplicado de desarrollo tecnológico.

Tabla 2.
Estadística descriptiva.

Variable		Media	Desviación estándar	Mín.	Máx.	Observaciones		
x1	overall	92,49	4,74	77,10	98,60	N	=	544
	between		4,56	80,72	97,71	n	=	32
	within		1,53	88,85	98,22	T	=	17
x2	overall	98,46	3,26	86,20	109,14	N	=	544
	between		2,31	93,22	104,50	n	=	32
	within		2,34	91,45	106,20	T	=	17
x3	overall	77,62	8,90	42,86	106,97	N	=	544
	between		6,17	62,45	94,22	n	=	32
	within		6,50	57,97	95,26	T	=	17
x4	overall	47,18	9,92	23,20	86,44	N	=	544
	between		6,29	36,04	65,54	n	=	32
	within		7,75	29,93	68,09	T	=	17
x5	overall	8,35	3,09	2,45	16,34	N	=	224
	between		2,80	3,29	14,63	n	=	32
	within		1,39	4,70	12,91	T	=	7
x6	overall	1,14	1,37	0,01	9,06	N	=	544
	between		1,29	0,16	6,71	n	=	32
	within		0,52	-3,39	3,63	T	=	17
x11	overall	124588,6	145352,60	42278,44	1193254,00	N	=	448
	between		142487,10	44174,19	872024,10	n	=	32
	within		37619,87	-181461,80	445818,10	T	=	14

Fuente: elaboración propia (Stata 14).

Modelo econométrico: especificaciones

Aparicio y Márquez (2005) apuntan que el modelo de panel de datos con efectos fijos no supone que las diferencias entre individuos sean aleatorias, sino constantes o fijas, y por ello se debe estimar cada intercepto haciendo uso de la técnica de *las variables dicotómicas de intersección diferencial*, donde α_i es un vector de variables dicotómicas (o variables *dummy*) para cada entidad, lo que de entrada provoca una reducción del sesgo en comparación con los modelos agrupados de mínimos cuadrados.

Para Gujarati y Porter (2009), el término *efectos fijos* se debe a que, aunque la ordenada al origen puede diferir entre los individuos (en este caso estados de la república mexicana), el intercepto de cada entidad no varía en el tiempo y supone que los coeficientes de las variables regresoras no varían según los individuos ni a través del tiempo.

Para definir modelos econométricos con datos tipo panel, es necesario realizar una serie de pruebas de especificación. En primera instancia, es conveniente cuestionarse

cuándo se debe aplicar un modelo de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) agrupado y cuándo un modelo de datos anidados; en este último caso, se debe identificar si los efectos fijos son más convenientes que los aleatorios. Para ello, inicialmente se debe verificar que la varianza de α_i (del modelo anidado) sea significativamente distinta de cero, para lo cual se corre el *test* de Breusch-Pagan, también denominado *multiplicador de Lagrange*, en el que, si se rechaza la hipótesis nula², se asume que existe un componente inobservable de la varianza asociada a cada individuo (Aparicio & Márquez, 2005; Mayorga & Muñoz, 2008; Labra & Torrecillas, 2013; Torres-Reyna, 2007; Montero, 2011).

Como segundo paso, es necesario comparar las estimaciones del modelo de efectos fijos y el de efectos aleatorios. Para ello, se realiza la prueba de Hausman, en la que, si se rechaza la hipótesis nula, se asume que es preferible

² La hipótesis nula se rechaza si el *p-value* de la prueba es menor a 0,05.

Tabla 3.
Matriz de correlación entre variables independientes (regresores).

Variables	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x11
x1	1						
x2	-0,1981	1					
x3	0,6455	0,1408	1				
x4	0,4437	0,0480	0,6948	1			
x5	0,3905	0,2053	0,5780	0,6036	1		
x6	0,3111	0,3015	0,5791	0,5818	0,3502	1	
x11	0,1824	0,0239	0,1469	0,1533	0,3620	0,1795	1

Fuente: elaboración propia (Stata 14).

elegir el modelo de efectos fijos al modelo de efectos aleatorios. Finalmente, se requiere correr las pruebas de Wooldridge y Wald, en las que, si se rechaza la hipótesis nula, evidenciamos problemas de autocorrelación y heterocedasticidad, que deberán solucionarse conjuntamente con el uso de los estimadores de Errores Estándar Corregidos para Panel (PCSE).

Modelo econométrico: resultados

De entrada, se presenta la matriz de correlación entre variables independientes (tabla 3) con la finalidad de evitar problemas de multicolinealidad en el modelo, dado que, de acuerdo con Labra & Torrecillas (2013), la selección de variables que se debe incluir en el modelo dependerá no solo de la información que la literatura especializada pueda entregar, sino que además se recomienda hacer un análisis de correlación, con el fin de excluir las variables que tengan un mismo comportamiento³.

Derivadas de la estadística descriptiva y del análisis de correlación efectuado, se detectaron las variables que, estando juntas en un mismo modelo, lo sobreexplican; por tal motivo, se decidió eliminar inicialmente la variable X₅, denominada *Titulados en CTI*, dado que se cuenta con solo 224 observaciones de un panel de 544 observaciones totales (tabla 2). Posteriormente, se decidió eliminar la variable X₁ (*tasa de alfabetización*), en vista de que muestra una relación lineal apreciable con la variable X₃ (*enrolamiento secundario*). Después, se procede a eliminar la variable X₄ (*enrolamiento terciario*), ya que refleja una correlación fuerte con X₆ (*investigadores SNI*) y X₅ (ya eliminada).

Una vez realizado este procedimiento, se establecen entonces los regresores que, estando juntos en el mismo

modelo, no lo sobreexplican y, por ende, se descartan problemas de multicolinealidad (tabla 4).

Tabla 4.
Regresores finales del modelo.

Variables	Función de producción de ideas \hat{A}
A	Stock de conocimiento
	X ₁₁ PIB per cápita (Ln)
H _A	Capacidad de absorción: capital humano
	X ₂ Enrolamiento primario
	X ₃ Enrolamiento secundario
	X ₆ Investigadores SNI (Ln)

Nota. Ln = logaritmo natural.

Fuente: elaboración propia.

Nótese en la tabla 4 que el modelo se asume también como log-log para poder medir la elasticidad de Y (en este caso patentes solicitadas) con respecto a X (en este caso A y H_A), es decir, el cambio porcentual en Y ante un pequeño cambio porcentual en X. De acuerdo con Gujarati y Porter (2009), dichos modelos también son denominados como modelos *doble-log* o *log lineales*, que provienen del modelo de regresión exponencial $Y_i = \beta_1 X_i^{\beta_2} e^{u_i}$, que puede expresarse igualmente como $LnY_i = \alpha + \beta_2 LnX_i + U_i$, donde Ln expresa logaritmo natural (de base e = 2,718).

Modelo de panel de datos con efectos fijos

El modelo de panel de datos con efectos fijos espaciales queda denotado de la siguiente manera:

$$Y_{it} = \alpha_1 + \sum_{i=1}^{N-1} \alpha_i D_i + \sum_{k=1}^k \beta_k X_{kit} + e_{it} \quad (3)$$

$i = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, K$

³ Bajo el criterio generalmente utilizado en esta clase de investigaciones de $R \geq 0,60$, indica una relación lineal apreciable.

Tabla 5.
Convenciones de la Ecuación 3.

Y_{it}	Y_i : (Ln) Patentes Solicitadas $_{i,t}$.
i	Entidades de estudio: 32 estados mexicanos.
t	Observaciones en el tiempo: 17 años (2000-2016).
α_1	Vector de interceptos de n parámetros: valor del intercepto de la entidad 1.
α_i	Intercepto individual de cada entidad i .
D_i	Variable dicotómica con intercepto diferencial para cada entidad i .
β_k	Coefficiente de k parámetros.
k	Variables explicativas: $\text{Ln}X_{1t}, X_{2t}, X_{3t}, \text{Ln}X_{6t}$.
X_{kit}	i -ésima observación al momento t para la variable explicativa k .
e_{it}	Término de error que representa los efectos de todas las variables omitidas en el modelo.

Nota. Ln denota *logaritmo natural*.
Fuente: elaboración propia.

En el anexo 1, se muestra como el estudio abarcó las 32 entidades, generando entonces 31 variables dicotómicas por entidad. En este caso, la entidad 1 (Aguascalientes) se considera como la categoría base; como resultado de ello, la variable α_1 es el valor del intercepto del estado de Aguascalientes, y los demás coeficientes α denotados por "DIC_edo_i", representan el grado en que los valores de los interceptos de las demás entidades difieren del valor del intercepto del primer estado (Aguascalientes). De este modo, por ejemplo, el coeficiente de "DIC_edo_3" indica por cuánto difiere el intercepto del estado de Baja California Sur con respecto del estado de Aguascalientes. En ese sentido, la suma de $(\alpha_1 + \text{DIC_edo_3})$ da el valor real del intercepto del estado 3, que en este caso es el estado de Baja California Sur.

Los resultados en extenso del modelo 3 se presentan también en el anexo, donde se muestra que todos⁴ los coeficientes de los interceptos diferenciales son muy significativos estadísticamente en lo individual, lo que a su vez indica que las entidades mexicanas son claramente heterogéneas y, por lo tanto, optar por un modelo anidado con efectos fijos (modelo 3) es preferible en comparación con un modelo agrupado. De esta manera, se corrobora la hipótesis de que en México existe una amplia heterogeneidad estructural tecnológica, dado que empíricamente los efectos fijos espaciales sí resultaron estadísticamente significativos.

Adicionalmente, tal como se muestra en la tabla 6, todos los regresores resultaron estadísticamente significativos, lo que permite hacer inferencias puntuales acerca de los impactos que tiene el *stock* de conocimiento y el acervo

de recursos humanos (*proxy* de la capacidad de absorción) sobre la generación de conocimiento tecnológico en México.

Tabla 6.
Resultados del modelo econométrico.

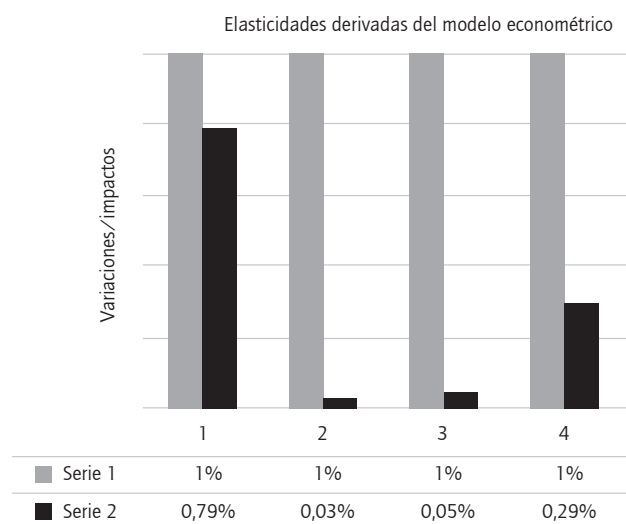
Función de producción de ideas (2)	
Log (Å)	
Variables	$Y_{1(Ln)}$ Patentes Solicitadas
1) X_{1t} : PIBperCAP $_{j,t}$ (Ln)	0,795*** (0,528)
2) X_{2t} : enrol1 $_{j,t}$	0,028** (0,012)
3) X_{3t} : enrol2 $_{j,t}$	0,051* (0,008)
4) X_{6t} : S.N.I $_{j,t}$ (Ln)	0,294* (0,078)
Constante	-13,90* (5,715)
Observaciones	423
Núm. de entidades	32
R cuadrado	85,57%
Test de significancia conjunta	0,0000
FIV promedio	1,30
Test de Breusch y Pagan	0,0000
Test de Hausman	0,0535
Efectos fijos de entidades	Significativos
Test de Wooldridge	0,0729
Modified Wald (heterocedasticidad)	0,0000
Modelo Óptimo Final	Modelo PCSE corregido

Nota. Los errores estándar están denotados entre paréntesis (error estándar). PCSE = modelo de errores estándar corregidos para panel. Ln = logaritmo natural. FIV promedio = factor de inflación de la varianza (cuando el valor de FIV es mayor a 5, se puede sospechar de problemas de multicolinealidad). Significancia del *** $p \leq 0,01$, ** $p \leq 0,05$, * $p \leq 0,01$.
Fuente: elaboración propia (Stata 14).

⁴ Con excepción de Baja California, Guerrero, Hidalgo y Oaxaca.

Se observa también que el coeficiente de determinación es de 85,57%, lo que indica que el modelo se ajusta adecuadamente a los datos. Asimismo, se expresa un FIV promedio de 1,30, lo que corrobora que los regresores de la ecuación no están correlacionados y, por tanto, se descartan problemas de multicolinealidad. La prueba de Breusch y Pagan señala la existencia de un componente inobservable de la varianza asociada a cada individuo, lo que hace pertinente el optar por un modelo anidado, mientras que el resultado de la prueba de Hausman indica que es preferible elegir el modelo anidado de efectos fijos en comparación con el modelo anidado de efectos aleatorios; de este modo, se corrobora que los efectos fijos entre entidades son estadísticamente significativos y, finalmente, las pruebas estadísticas de Wooldridge y Wald muestran la existencia de problemas de autocorrelación y heterocedasticidad, que son corregidos por medio del modelo de errores estándar corregidos para panel.

Consecuentemente, la gráfica 1 muestra visualmente los factores de la función de producción de ideas (conocimiento tecnológico expresado en patentes solicitadas) que resultaron estadísticamente significativos y su respectiva elasticidad. En otras palabras, esta gráfica muestra las "piezas" que un tomador de decisiones puede mover, teniendo en consideración los impactos posibles sobre la producción de conocimiento tecnológico, en el que todos los efectos resultaron inelásticos, dado que se encuentran por debajo de la barra negra y manifiestan variaciones proporcionalmente menores al insumo.



Gráfica 1. Resultados del modelo econométrico. Fuente: elaboración propia.

Interpretando los coeficientes como elasticidades, el incremento del 1% en el PIB per cápita (*stock* de conocimiento)

está relacionado con el incremento de casi el mismo porcentaje de patentes solicitadas (0,79%). Por otra parte, si el enrolamiento primario se incrementa en 1%, se esperaría que las patentes solicitadas incrementaran en 0,03%; de igual manera, el incremento del 1% del enrolamiento secundario está relacionado con el incremento del 0,05% de las patentes solicitadas. Finalmente, aumentos del 1% de los miembros del SNI están relacionados con incrementos de las patentes solicitadas en 0,29%.

Implicaciones de los resultados

Impactos de la capacidad de absorción: acervo de recursos humanos especializados

En países desarrollados, la expectativa indica un comportamiento elástico entre la generación de patentes y el personal dedicado a la investigación y la tecnología; es decir que, ante aumentos del 1% del personal científico e investigador, se esperarían incrementos de las patentes en un 1,160% (Stern *et al.*, 2000). Por otra parte, en países latinoamericanos, los hallazgos empíricos señalan lo siguiente:

El número de investigadores es un factor estadísticamente significativo a la hora de evaluar la capacidad tecnológica en dicha región. La estimación puntual recalca que ante aumentos del 1% de la variable en cuestión, se esperarían aumentos de las patentes otorgadas en .43%. Sin embargo, dicha variable muestra inelasticidad, en otras palabras, se necesita duplicar el esfuerzo porcentual del factor "número de investigadores" para conseguir aumentos proporcionalmente similares en la generación y solicitud de patentes internacionales (Pérez, Gómez, & Lara, 2018, p. 110).

Consistentemente con los resultados latinoamericanos, la evidencia empírica en México señala un comportamiento también inelástico, en el que aumentos del 1% de los miembros del SNI están relacionados con incrementos de las patentes solicitadas en apenas un 0,29%. Se destaca, entonces, la existencia de una relación positiva directa en la que el incrementar la plantilla del personal investigador claramente conlleva a un aumento en la generación de conocimiento tecnológico, aunque en una proporción menor en comparación con países desarrollados.

Por su parte, Estupinyá (2016) indica que, si se compara en qué son científicamente buenos los países de América Latina (incluyendo México) y cómo eso está correlacionado con sus matrices productivas, se identifica una clara desconexión. Lo anterior es una falla propia de la cultura de la ciencia latinoamericana, que desde la década de los

años sesenta ha estado mucho más marcada por la investigación académica (impulsada por la curiosidad) que por la investigación orientada a objetivos. La premisa es que la ciencia genera más riqueza cuanto más relacionada esté con las principales actividades económicas e industriales de un país. De hecho, los ejemplos históricos de éxito económico basado en el conocimiento se han producido cuando la ciencia (incluyendo su personal científico investigador y especializado) se ha aliado con los sectores productivos específicos que eran punta de lanza en países concretos.

Entonces, la ciencia mexicana y su personal investigador no pueden desatender los sectores estratégicos del país

si se quieren alcanzar mayores niveles de generación de conocimiento tecnológico (aumentar ese 0,29% de impacto), así como innovación y desarrollo en relación con su personal investigador (miembros del SNI), tecnólogo y profesional. En México, sectores de naturaleza prioritariamente ingenieril, como vehículos de transporte, electrónicos y maquinaria, representan en conjunto el 72% de las exportaciones totales; sin embargo, el personal investigador en el área de ingenierías (SNI) alcanza el 15% del total de miembros del sistema, mientras que el 25% del total de titulados para el 2016 está relacionado con el área de ingeniería, manufactura y construcción, tal como se observa en la figura 1.

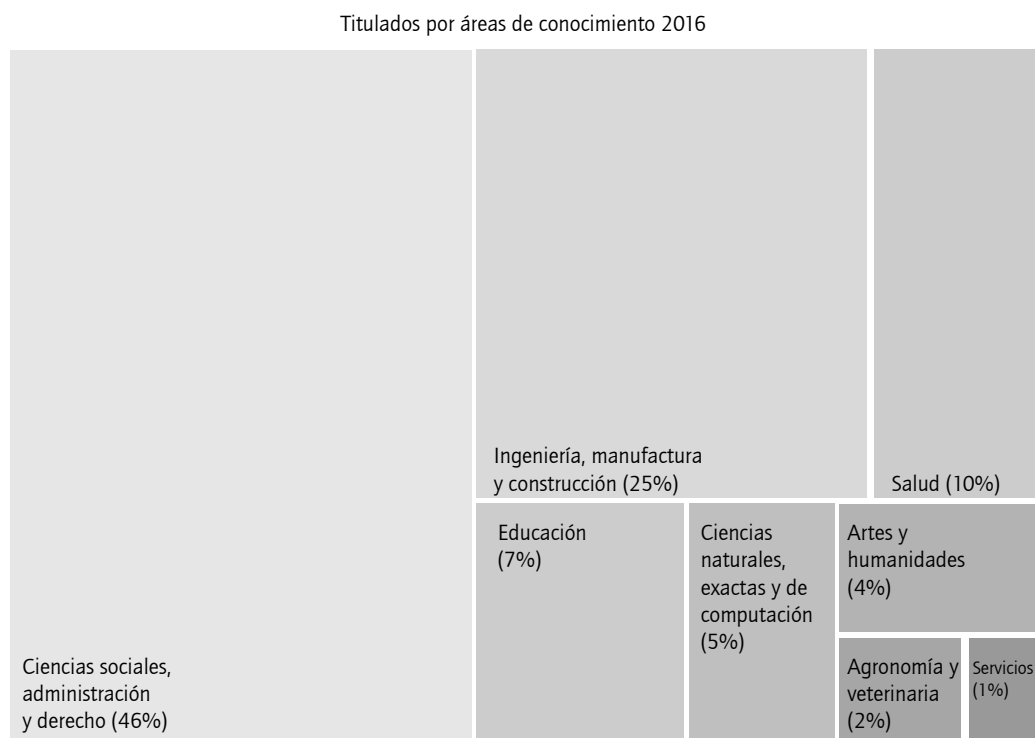
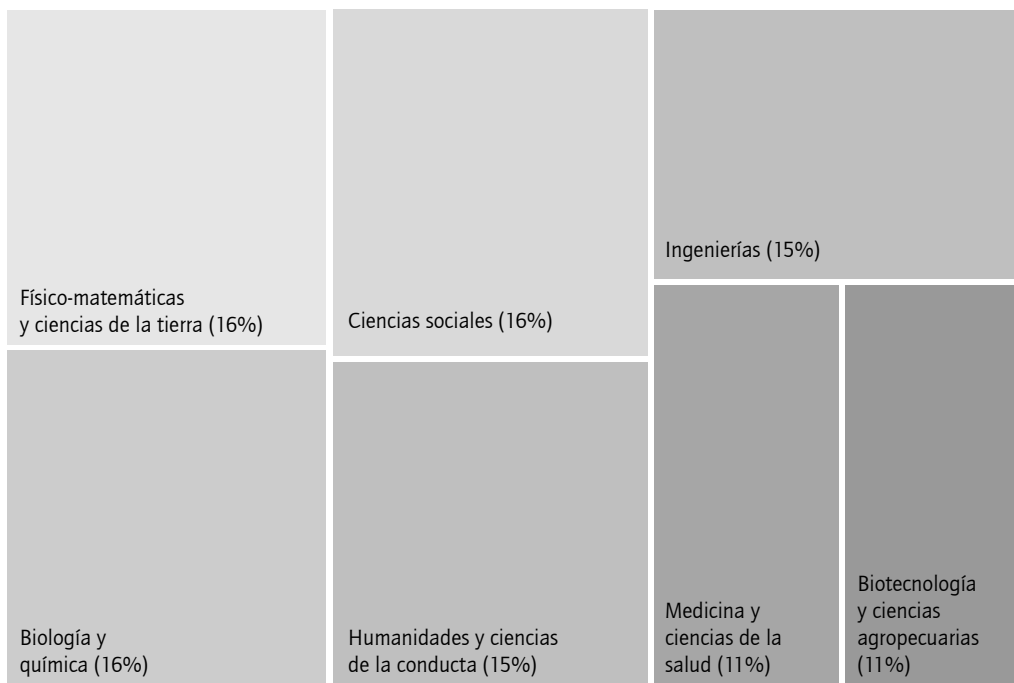


Figura 1a. Composición del acervo recursos humanos y estructura de exportaciones 2016. Fuente: elaboración propia con base en ANUIES (2016), FCCYT (2016b) y OEC (2016).

Investigadores por área de conocimiento 2016



Complejidad económica 2016

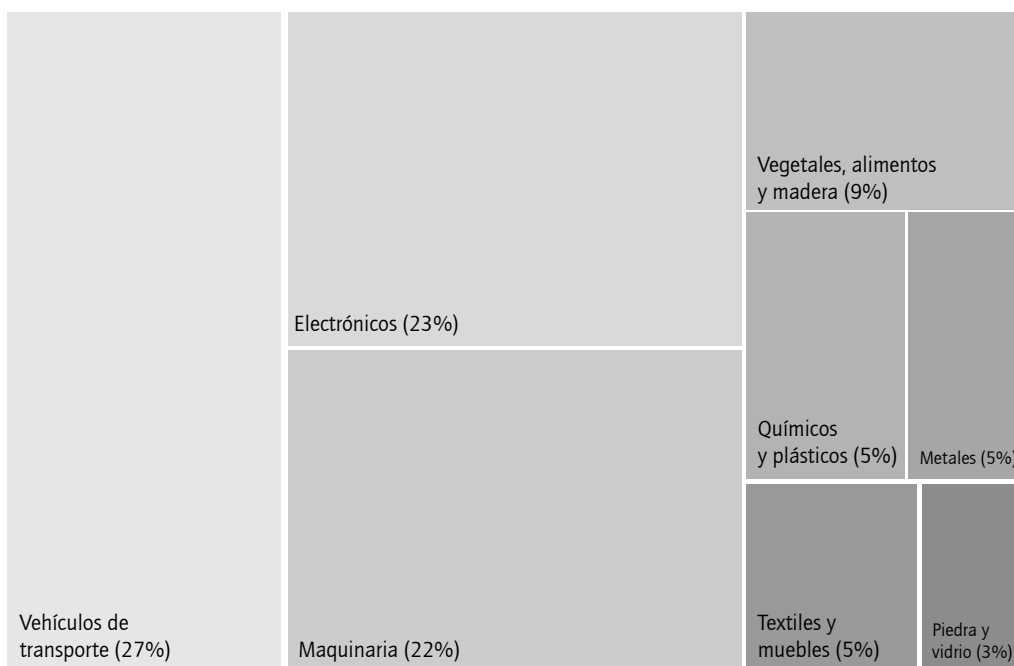


Figura 1b. Composición del acervo recursos humanos y estructura de exportaciones 2016. Fuente: elaboración propia con base en ANUIES (2016), FCCYT (2016b) y oec (2016).

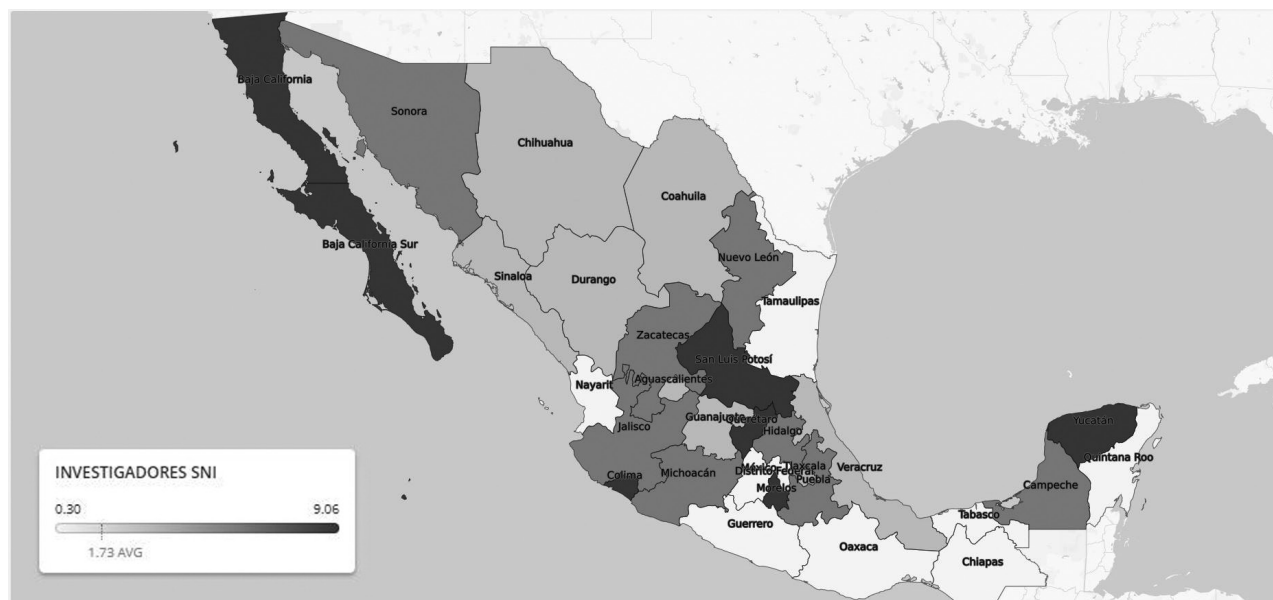


Figura 2. Mapa de la distribución geográfica de los miembros del SNI. Fuente: elaboración propia con base en FCCYT (2016b) por Carto (disponible en <https://carlita27.carto.com/builder/642c18fb-6080-4e7f-9f6a-fb7ed2151bd2/embed>)

La combinación de productos que exportan las industrias de una región constituye una huella dactilar de las capacidades productivas de esta. Los datos de industrias y productos proporcionan información no solo sobre el conocimiento acumulado, sino también sobre la diversidad de su capital físico y humano (Hidalgo, 2017). Por lo tanto, el hecho de que en México los sectores de mayor nivel de exportaciones se encuentren en las áreas derivadas de ingenierías asume la existencia de una mayor demanda proyectada (de personas especializadas en aerodinámica, mecánica, materiales, termodinámica, etc.), que tendrá que ser atendida por el acervo de recursos humanos existente y futuro.

En el 2015, el mapa de la distribución geográfica de los miembros del SNI (emisores) indica que el promedio de miembros fue de dos investigadores por cada 10.000 habitantes por entidad; sin embargo, la media de investigadores no explica la realidad general del país (figura 2), debido a que se observa que principalmente los estados sureños cuentan con un acumulado de investigadores menor al promedio nacional. Esto resulta alarmante, ya que los estados con mayor necesidad de "emisores de conocimiento" tiene una cuantía menor, lo que provoca un círculo vicioso en el que menores capacidades de absorción (emisores disponibles) tienden a generar menores capacidades de absorción (receptores).

Acervo de recursos humanos en formación

En la gran mayoría de los casos, las personas no nacen con habilidades ni las adquieren por ósmosis, sino que las aprenden, y la educación formal sigue siendo el escenario donde primordialmente se forman dichas habilidades (Busso, Bassi, Urzúa, & Vargas, 2012); aunque el enrolamiento (primario, secundario y terciario) no sea sinónimo de habilidades, sirve como aproximación para estudiar las tendencias de estas y reconocer la capacidad doméstica de absorción de las regiones. Sin embargo, el proceso de enrolamiento y escolarización no está cerrando las brechas de habilidades, pues de acuerdo con Busso *et al.* (2017) hay evidencia que sugiere que una persona nacida en México llegará a la edad adulta con menos habilidades (incluidas las capacidades de absorción e innovación) que una persona nacida en una región más desarrollada; de la misma manera, también es probable que una persona nacida en un hogar pobre alcance la edad adulta con menos habilidades que una persona nacida en un hogar más rico.

Bajo este estudio, se encuentra evidencia empírica que revela que si el enrolamiento primario se incrementa en 1%, se esperaría que las patentes solicitadas incrementaran en 0,03%; de igual manera, el incremento del 1% del enrolamiento secundario está relacionado con el incremento del 0,05% de las patentes solicitadas.

A pesar de que dichos incrementos son inelásticos, cabe resaltar la relación directa y positiva existente entre el

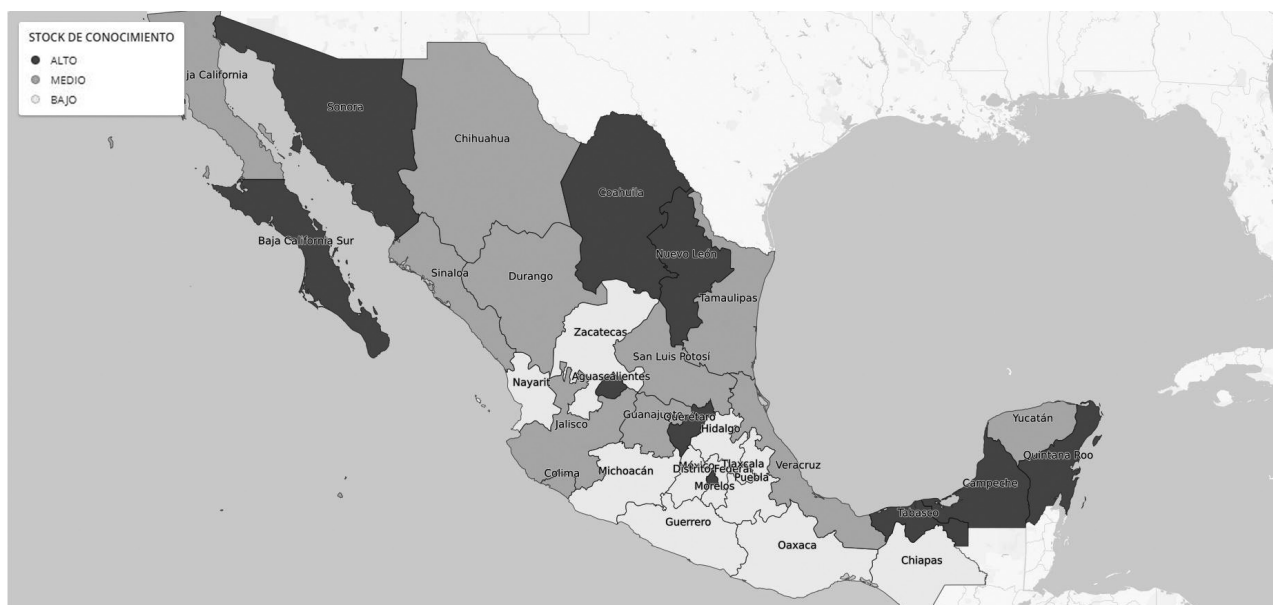


Figura 3. Mapa de la distribución geográfica del stock de conocimiento. Fuente: elaboración propia. Indicador *proxy*: PIB per cápita, por Carto (disponible en <https://carlita27.carto.com/builder/642c18fb-6080-4e7f-9f6a-fb7ed2151bd2/embed>)

conocimiento tecnológico y el acervo de recursos humanos en proceso de formación.

Impactos del *stock* de conocimiento

Estudiar la distribución geográfica del conocimiento y *know-how* no es fácil, porque el conocimiento es difícil de "ver"; de manera que, para estudiar su distribución, debemos encontrar manifestaciones de conocimiento y *know-how* que nos proporcionen información indirecta sobre dónde están presentes (Hidalgo, 2017). Una opción consiste en fijarnos en la distribución geográfica del PIB (figura 3): la evidencia empírica de este trabajo muestra que el PIB per cápita, como *proxy* del *stock* de conocimiento —usado por Stern *et al.* (2000) y replicado bajo esta investigación—, no solo es estadísticamente significativo a la hora de evaluar la función de producción de ideas o conocimiento tecnológico, sino que además muestra la mayor de las variaciones; es decir, ante cambios del 1% en dicha variable, se esperan incrementos casi similares en las patentes solicitadas.

Adicionalmente, la teoría de crecimiento endógeno predice que el impacto del *stock* de conocimiento es determinante para la generación de capacidades de innovación, y los hallazgos obtenidos mediante este estudio refuerzan dicha premisa.

Todo esto tiene una interpretación más profunda que la estadística, si se asume que la variable *stock de conocimiento*

tiene una connotación mucho más amplia, dado que alude a la "calidad" del entorno; consecuentemente, se puede considerar dicha variable no solo como un indicador de la acumulación de conocimiento de una nación, sino además como un semáforo de la situación contextual de la región.

Para Hernández (2016), las desigualdades de ingresos se deben en buena medida a las diferencias en cuanto a capacidades (pieza de nuestro estudio). Sin embargo, la parte más importante de la desigualdad del ingreso se debe a que la población participa en los mercados con desigualdades iniciales, históricas y abismales: desigualdades de coberturas básicas, de acceso a mercados, de capital humano —especializado—, de información, de acceso efectivo a derechos y, sobre todo, de poder. Paralelamente, Busso *et al.* (2017) remarcan que las habilidades se valoran de forma diferente según el contexto y responden a fuerzas ajenas al mercado, como las costumbres, las normas sociales, las instituciones y las regulaciones.

Por ende, los resultados del *stock* de conocimiento (relacionado implícitamente con la calidad del entorno) ponen de manifiesto que si la capacidad de absorción refleja la capacidad de aprendizaje de las personas, sin duda que esta última estará condicionada por los aspectos más elementales de su ambiente social, legal, económico, político, etc. Por lo tanto, se subraya que para aprender es necesario contar con una predisposición que se vea respaldada por adecuadas precondiciones que favorezcan el aprendizaje y la capacidad de absorción de los individuos, las empresas

y las naciones; la predisposición a aprender, a reflexionar y a absorber nuevas ideas nos hace más inteligentes como sociedad y como individuos (Estupinyá, 2016).

Del mismo modo, habrá que tener en cuenta que la naturaleza social del aprendizaje introduce un sesgo geográfico en la acumulación de conocimiento y *know-how*. Las personas aprenden de las personas, y es más fácil hacerlo cuando se está cerca de otras personas que posean experiencia en las tareas que se quieren aprender (Hidalgo, 2017). Entonces, el acervo de recursos humanos —especializados— no solo importa en su cantidad y calidad, sino también en su distribución territorial para la adecuada re-actualización del *stock* de conocimiento.

Lo anterior tiene lugar, a efectos de mitigar lo que Albornoz (2001) denomina como el "efecto Mateo": Dios le da más al que más tiene, en el entendido de que si el conocimiento se ha convertido en una fuerza de producción, entonces puede reproducir la estructura social. Es decir, se convierte en un instrumento que puede hacer más ricos a los ricos y más pobres a los pobres.

Es por ello que la clave de cualquier política pública es evaluar si esta facilita o dificulta la capacidad de aprender de una sociedad (Hidalgo, 2017) y, en ese sentido, tomar en cuenta la desigual distribución de la intensidad del conocimiento debe ser un tema obligado a la hora de diseñar programas y políticas. Por lo tanto, es imperante la generación de políticas diferenciadas a nivel nacional, estatal y local, considerando la heterogeneidad entre regiones para, de esta manera, evitar centralizar intencionalmente el conocimiento, las capacidades y el desarrollo.

Conclusiones y reflexiones

El objetivo del presente trabajo fue examinar la función de producción de ideas generada por Romer (1990) para medir el grado de impacto que tienen los indicadores macroeconómicos de la capacidad de absorción y el *stock* de conocimiento sobre los resultados tecnológicos logrados (medidos en patentes solicitadas). A partir de la estimación econométrica, se encuentra que la calidad del entorno de las actividades económicas (*proxy* PIB) es el principal determinante de la generación de conocimiento tecnológico y que el acervo de recursos humanos tiene una relación directa pero inelástica con la generación de patentes. En este estudio se realizó por vez primera un análisis del fenómeno a nivel subnacional (estados), lo que permitió confirmar la hipótesis sobre la existencia de una amplia heterogeneidad estructural entre estados, reafirmando lo que Boisier (1995) sostiene al respecto:

Un avance más sistemático hacia el desarrollo probablemente suponga poner en práctica más y mejores métodos de acción en un nivel intermedio, es decir a nivel mesoeconómico, en el cual, la interacción entre actores institucionales y personales resulta clave. Este nivel tiene en todas partes una expresión territorial: es la región (subnacional), o la provincia, o el estado federativo. Es un espacio territorial menor que el país, pero más amplio que la mera localidad (p. 2).

De igual manera, fue posible responder así la interrogante central del estudio: ante el incremento del 1% en el PIB per cápita (*stock* de conocimiento) aumentará en casi el mismo porcentaje el número de patentes solicitadas por residentes mexicanos; paralelamente, si el enrolamiento primario se incrementa en 1%, se esperaría que las patentes solicitadas incrementaran en 0,03%, mientras que el enrolamiento secundario está relacionado en el incremento del 0,05% y la plantilla de miembros del SNI está relacionada con incrementos en 0,29% de las patentes solicitadas, tal como se observa en la tabla 6.

Tabla 6.
Hallazgos empíricos.

Variables	<i>i</i>	Impactos significativos sobre las patentes solicitadas Δ
A	Stock de conocimiento	
	X_{11} PIB per cápita (Ln)	0,79%
H_A	Capacidad de absorción: capital humano	
	X_2 Enrolamiento primario	0,03%
	X_3 Enrolamiento secundario	0,05%
	X_6 Investigadores SNI (Ln)	0,29%

Fuente: elaboración propia.

De lo anterior, y en lo referente al impacto del *stock* de conocimiento, es posible afirmar que las condiciones históricas heredadas cuentan a la hora de evaluar la generación de conocimiento tecnológico, lo que implica que la evolución de los mercados de trabajo y, por ende, las trayectorias tecnológicas y socioeconómicas tienen un peso relevante en la formación y acumulación de conocimiento en México, dado que el uso del PIB per cápita como *proxy* del *stock* de conocimiento refleja también la calidad del entorno en el que se desenvuelven las actividades económicas. En consecuencia, es bien sabido el planteamiento de Lugones *et al.* (2007):

Los productos con mayor contenido tecnológico (o contenido de conocimiento) se caracterizan por una mayor elasticidad ingreso de la demanda y por lo tanto, se espera

que el crecimiento de la actividad económica y del ingreso derive en un aumento de la demanda de bienes de mayor complejidad o tecnológicamente avanzados (p. 33).

En lo que respecta al capital humano, reflejo de las capacidades de absorción doméstica disponibles, se sostiene que dichas capacidades tienen tres dimensiones puntuales: adquisición, asimilación y explotación del nuevo conocimiento. En ese sentido, este trabajo aterriza una aproximación a la capacidad de absorción potencial, que únicamente explora la adquisición de conocimiento vista desde una perspectiva del acervo de recursos humanos. Asimismo, la evidencia empírica sugiere la existencia de una relación directa y positiva entre el capital humano y la generación de conocimiento tecnológico, destacando principalmente la ligazón entre los investigadores y la generación de patentes.

Esto a su vez es lógico y predecible, aunque el aporte más significativo de esta investigación es el cálculo y estimación de la inelasticidad de esta relación: ante variaciones del 1% de los miembros del SNI, se esperarían incrementos de las patentes solicitadas en 0,29%. Si bien es cierto que "las capacidades de absorción son un bien intangible y sus beneficios son indirectos, lo cual dificulta el proceso de su medición" (Lugones *et al.*, 2007, p. 11), este estudio provee evidencia empírica de los impactos que dicha capacidad tiene sobre la generación de conocimiento tecnológico a nivel macro. Por lo tanto, resulta imperante el incremento y consolidación del personal dedicado a la investigación, que en México se encuentra agremiado dentro del SNI, y complementariamente se vislumbra necesario no solo el incremento en cantidad sino también en calidad de sus miembros, dado que si consideramos que las capacidades de absorción son habilidades adquiridas, transmitidas de un emisor a un receptor, la mayoría de los investigadores juegan el doble rol de "emisores y receptores".

Por esta razón, el papel de los investigadores será crucial para la revelación de la capacidad propia y ajena de aprendizaje que fructifique no solo en mayores resultados (patentes, en este caso), sino también en un mayor acervo de recursos humanos especializados (en formación), mayor generación de conocimiento, mayor desarrollo tecnológico, mayor innovación y mayor desarrollo.

Stiglitz y Greenwald (2014) afirman que el conocimiento es como una "enfermedad buena", que puede extenderse debido al contacto; sin embargo, es más probable que algunos tipos de contacto (en este caso investigadores-alumnos, investigadores-emprendedores, investigadores-organizaciones no gubernamentales) lleven más a la transmisión de conocimiento y a su absorción que otros. Algunas de las personas

que podrían entrar en contacto con el conocimiento son más susceptibles a este; es decir, existe una mayor probabilidad de que aprendan y que utilicen el conocimiento y quizá incluso lo puedan desarrollar en mayor medida. Consecuentemente, es ampliamente reconocido que la generación de ideas responde primordialmente a una disposición o predisposición a ellas, tal y como lo afirma Hernández y Díaz (2007): "Más gente bajo el árbol no generará más Newtons por sí solos, sino los Newtons serán más probables si las personas tienen inclinación al conocimiento y creatividad" (p. 188). Por ende, la calidad del entorno es una precondition indispensable si se busca favorecer el aprendizaje y la capacidad de absorción de los individuos, las empresas y las naciones.

Adicionalmente, hay que tomar en cuenta que, según Warhurst (2008), "no todos los trabajadores del conocimiento son trabajadores profesionales y no todos los trabajadores profesionales son trabajadores del conocimiento" (p. 75). Claramente, en la actualidad y ante la educación no formal y virtual, los trabajadores del conocimiento pueden ser niños, adultos mayores, no profesionales, autodidactas, etc., manteniendo dichos sujetos un rol importantísimo en la generación de ideas y soluciones.

En ese sentido, Gatica (2017) indica que, en la medida en que exista mayor convergencia genérica (cooperación entre las diferentes disciplinas científicas trabajando en un tema o un objetivo común) y una mayor convergencia tecnológica que tenga por objetivo el uso de los hallazgos de diferentes disciplinas en las aplicaciones específicas y productos tecnológicos, se producirán entonces mayores y mejores resultados de innovación tecnológica. Por lo tanto, se hace necesario que, para el mejoramiento de dichos resultados, se integren las ciencias sociales, ya que con la ayuda de dichas ciencias se puede coadyuvar en la conversión de las diferencias que se dan en las distintas disciplinas científicas en relación con sus culturas epistémicas, bases teóricas, metodologías y orientación de sus objetos, de la misma forma que a nivel organizacional y en el desarrollo de cuestiones éticas y legales. Cabría pues preguntarse si el actual sistema de investigación y su reglamentación hacen un correcto estímulo de la convergencia científica y el trabajo interdisciplinario necesario para la generación de ideas innovadoras.

Además, es necesario anotar que los modelos económicos excesivamente optimistas han tendido a suponer que la demanda y los incentivos bastan para estimular la producción de cualquier producto —para este caso patentes como conocimiento tecnológico—. Sin embargo, los incentivos sirven para motivar a intermediarios y comerciantes, pero los creadores —inventores—, que son quienes proporcionan

lo que se inventa/comercializa, necesitan algo más que un incentivo para crear algo; necesitan saber cómo hacerlo (Hidalgo, 2017). En retrospectiva, los inventores necesitan inicialmente aprender a ser inventores y perfilarse por el gusto —principalmente— en disciplinas STEM⁵, y el hogar del aprendizaje de dichas áreas en etapas tempranas es sin duda la escuela. Gastar en educación, ciencia y tecnología es siempre invertir para el futuro. En México, la cuestión no solo es gastar más, sino fundamentalmente gastar mejor.

Por supuesto, se puede y se necesita mucho más trabajo empírico; no obstante, la virtud del presente documento radica en compilar, por vez primera, una batería de indicadores a modo de panel de datos para analizar la función de producción de ideas en relación con las capacidades macro de absorción y el *stock* de patentes. En consecuencia, el aporte esencial del trabajo radica en proveer evidencia empírica a escala subnacional en relación con la capacidad de absorción, que es proclive a incidir en mejores políticas de ciencia, tecnología e innovación para la región.

Las implicaciones de los hallazgos ponen de manifiesto la necesidad de contar con políticas diferenciadas, capaces de frenar la concentración natural o inercial del conocimiento, las capacidades y el desarrollo. Futuras líneas de investigación podrían contemplar que “la función de producción de ideas” de Romer (1990) puede estudiarse también desde el punto de vista de “los cristales de imaginación” de Hidalgo (2017), entendidos como concreciones estáticas de ideas, por lo que resultaría posible empatar dicho precepto con los resultados logrados en materia de patentes otorgadas, publicaciones científicas y exportaciones de contenido tecnológico. De este modo, las publicaciones pueden ser consideradas como cristales de imaginación científica, mientras que las patentes y las exportaciones de productos de contenido tecnológico, como cristales de imaginación tecnocientífica. Esto ofrecería una mejor comprensión de las complejas relaciones entre la capacidad de absorción y la capacidad tecnológica e innovativa.

Declaración de conflicto de interés

Las autoras no manifiestan conflictos de intereses institucionales ni personales.

⁵ STEM es un acrónimo en inglés de Science, Technology, Engineering y Mathematics que sirve para designar las disciplinas académicas de ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas.

Referencias bibliográficas

- Albornoz, M. (2001). *Política Científica y Tecnológica. Una visión desde América Latina*. Madrid: Organización de Estados Iberoamericanos.
- Alder, J. (1965). *Absorptive Capacity: The Concept and its Determinants*. Washington: Brookings Institution.
- Aparicio, J., & Márquez, J. (2005). *Diagnóstico y especificación de modelos de panel en Stata 8*. División de Estudios Políticos CIDE. Recuperado de <http://investigadores.cide.edu/aparicio/data/ModelosPanelenStata.doc>
- Atlas de la Ciencia Mexicana. (2017). *Miembros del Sistema Nacional de Investigadores*. Recuperado de http://www.atlasdelaciencia-mexicana.org/es/sni_2013/Tabla%2012.2%20SNI.pdf
- Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior (ANUIES). (2016). *Información estadística de educación superior*. Recuperado de <http://www.anui.es/informacion-y-servicios/informacion-estadistica-de-educacion-superior/anuario-estadistico-de-educacion-superior>
- Audretsch, D., & Feldman, M. (1996). R&D Spillovers and the Geography of Innovation and Production. *American Economic Review*, 86(4), 253-273.
- Baumert, T., & Heijs, J. (2013). *Los determinantes de capacidad innovadora regional: una aproximación econométrica al caso español*. Madrid: Instituto de Análisis Industrial y Financiero.
- Boisier, S. (1995). *La mesoeconomía territorial: interacción entre personas e instituciones*. Santiago de Chile: CEPAL.
- Busso, M., Bassi, M., Urzúa, S., & Vargas, J. (2012). *Disconnected: skills, education and employment in Latin America*. Inter-American Development Bank. Recuperado de <https://publications.iadb.org/publications/english/document/Disconnected-Skills-Education-and-Employment-in-Latin-America.pdf>
- Busso, M., Cristia, J. P., Hincapié, D., Messina, J., & Ripani, L. (2017). *Learning Better: public policy for skills development*. Inter-American Development Bank. doi:10.18235/0000799
- Cecchini, S. (2005). *Indicadores sociales en América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: CEPAL. Recuperado de <http://www.cepal.org/es/publicaciones/4735-indicadores-sociales-en-america-latina-y-el-caribe>
- Lugones, G. E., Gutti, P., & Le Clech, N. (2007). *Indicadores de capacidades tecnológicas en América Latina*. México: CEPAL. Recuperado de <http://www.cepal.org/es/publicaciones/5014-indicadores-de-capacidades-tecnologicas-en-america-latina>
- Cohen, W., & Levinthal, D. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128-152. doi:10.2307/2393553
- Chinaprayoon, C. (2007). *Science, Technology and Innovation Composite Indicators for Developing Countries* (tesis de maestría en Ciencia en Política Pública). Georgia Institute of Technology, Georgia.
- Estupinyá, P. (2016). *El ladrón de cerebros: comer cerezas con los ojos cerrados*. México: Debate.
- Foro Consultivo Científico y Tecnológico (FFCYT). (2016b) El SNI en números. México. FFCYT. Recuperado de http://www.foroconsultivo.org.mx/libros_editados/SNI_en_numeros.pdf
- Furman, J., Porter, M., & Stern, S. (2002). The determinants of national innovative capacity. *Research Policy*, 31(6), 899-933, doi:10.1016/S0048-7333(01)00152-4
- Gatica, G. (22 de agosto de 2017). Importancia de la convergencia científica y tecnológica. *Agencia Informativa Conacyt*. Recuperado de <http://www.conacytprensa.mx/index.php/sociedad/>

- política-científica/17710-importancia-convergencia-científica-tecnológica.
- Gans, J., & Hayes, R. (2009). *Assessing Australia's Innovative Capacity: 2009 Update*. Melbourne: University of Melbourne.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2009). *Econometría*. México: McGrawHill.
- Hernández, S., & Díaz, E. (2007). La producción y el uso del conocimiento en México y su impacto en la innovación: análisis regional de las patentes solicitadas. *Análisis Económico*, 22(50), 185-217.
- Hernández, G. (2016). La desigualdad es el problema en Latinoamérica. *Foreign affairs Latinoamérica*. Recuperado de <http://revistafal.com/la-desigualdad-es-el-problema-en-latinoamerica/>
- Hu, M., & Mathews, J. (2008). China's national innovative capacity. *Research policy*, 37(9), 1465-1479. doi:10.1016/j.respol.2008.07.003
- Hidalgo, C. (2017). *El triunfo de la información: la evolución del orden: de los átomos a las economías*. Barcelona: Debate.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2016). *Sistemas de información del Instituto Nacional de Geografía y Estadística 2016*. Recuperado de <http://www.inegi.org.mx/sistemas/bie/?idserpadre=10200070#D10200070>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2017). *Sistemas de información del Instituto Nacional de Geografía y Estadística 2017*. Recuperado de <http://www3.inegi.org.mx/sistemas/si-sept/default.aspx?t=etec11&s=est&c=19173>
- Kim, L. (1998). Crisis Construction and Organizational Learning Capability Building in Catching-up at Hyundai Motor. *Organization Science*, 9(4), 506-521. doi:10.1287/orsc.9.4.506
- Lane, P., & Lubatkin, M. (1998). Relative Absorptive Capacity and Interorganizational Learning. *Strategic Management Journal*, 19(5), 461-477. doi:10.1002/(SICI)10970266(199805)19:5<461::AID-SMJ953>3.0.CO;2-L
- Labra, R., & Torrecillas, C. (2014). *Guía cero para datos de panel: Un enfoque práctico*. Madrid: Universidad Autónoma de Madrid.
- Mayorga, M., & Muñoz, E. (2000). *La técnica de datos de panel. Una guía para su uso e interpretación*. San José: Banco Central de Costa Rica.
- Montero, R. (2011). *Efectos fijos o aleatorios: test de especificación*. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Granada: Universidad de Granada.
- Observatory of Economic Complexity (oec). (2016). *Importaciones y exportaciones México*. Recuperado de <http://atlas.media.mit.edu/en/profile/country/mex/>
- Pérez, C., Gómez, D., & Lara, G. (2018). Determinantes de la capacidad tecnológica en América Latina: Una aplicación con datos de panel. *Economía Teoría y Práctica*, 48(2), 75-124. doi:10.24275/ETYP/AM/NE/482018/Perez
- Romer, P. (1990). Endogenous Technological Change. *Journal of Political Economy*, 98(5), 71-102.
- Sen A. (2015). *La idea de la justicia*. Ciudad de México: Taurus
- Sistema Nacional de Información Estadística Educativa (SNIIE). (2016). *Sistema Nacional de Información Estadística Educativa*. Recuperado de http://www.snie.sep.gob.mx/indicadores_pronosticos.html
- Stern, S., Porter M., & Furman J. (2000). The Determinants of Innovation Capability. *NBER Working Paper Series*, 7876.
- Stiglitz, J., & Greenwald, B. (2014). *La creación de una sociedad del aprendizaje*. Ciudad de México: Crítica.
- Torres-Reyna, O. (2007). *Panel Data Analysis Fixes and Random Effects using Stata*. Princeton University. Recuperado de <https://www.princeton.edu/~otorres/Panel101.pdf>
- Ulku, H. (2004). R&D, Innovation, and Economic Growth: An Empirical Analysis. *IMF Working Paper*, WP/04/185 .
- Warhurst, C. (2008). The knowledge economy, skills and government labour market intervention. *Policy Studies*, 29(1), 71-86. doi:10.1080/01442870701848053

Anexo 1

Resultados en extenso

Variable dependiente: patentes solicitadas totales (Ln)						
Método: Modelo de errores estándar corregidos para panel						
	# observaciones	= 423	# de grupos	= 32		
	R ²	= 0,8557	Auto correlaciones estimadas	= 0		
	Wald chi2(35)	= 4396,	-Coeficiente estimados	= 36		
	Prob > chi2	= 0,0000				
LOGy2_total	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf.	Interval]
LOGx11	0,795	0,528	1,51	0,067	-0,240	1,831
x2	0,028	0,012	2,27	0,023	0,004	0,052
x3	0,051	0,008	6,43	0,000	0,035	0,066
LOGx6	0,294	0,078	3,79	0,000	0,142	0,447
DIC_edo_2	-0,130	0,220	-0,59	0,554	-0,561	0,301
DIC_edo_3	-1,504	0,267	-5,64	0,000	-2,027	-0,982
DIC_edo_4	-2,447	1,089	-2,25	0,025	-4,581	-0,313
DIC_edo_5	1,167	0,478	2,44	0,015	0,230	2,104
DIC_edo_6	1,550	0,132	11,7	0,000	1,290	1,809
DIC_edo_7	0,608	0,181	3,35	0,001	0,252	0,964
DIC_edo_8	-0,673	0,193	-3,5	0,000	-1,051	-0,296
DIC_edo_9	1,209	0,323	3,74	0,000	0,576	1,842
DIC_edo_10	-0,483	0,222	-2,18	0,029	-0,917	-0,048
DIC_edo_11	1,771	0,209	8,48	0,000	1,361	2,180
DIC_edo_12	0,064	0,413	0,16	0,877	-0,746	0,874
DIC_edo_13	-0,061	0,360	-0,17	0,866	-0,767	0,645
DIC_edo_14	2,351	0,142	16,53	0,000	2,072	2,629
DIC_edo_15	0,790	0,322	2,45	0,014	0,158	1,422
DIC_edo_16	0,535	0,312	1,72	0,086	-0,076	1,145
DIC_edo_17	2,678	0,268	9,99	0,000	2,152	3,203
DIC_edo_18	-1,275	0,310	-4,12	0,000	-1,883	-0,668
DIC_edo_19	1,647	0,260	6,33	0,000	1,137	2,157
DIC_edo_20	0,572	0,444	1,29	0,197	-0,297	1,441
DIC_edo_21	1,912	0,335	5,7	0,000	1,255	2,568
DIC_edo_22	0,823	0,166	4,96	0,000	0,497	1,148
DIC_edo_23	-0,685	0,258	-2,65	0,008	-1,191	-0,178
DIC_edo_24	-0,425	0,225	-1,89	0,059	-0,866	0,015
DIC_edo_25	0,469	0,231	2,03	0,042	0,017	0,921
DIC_edo_26	0,116	0,221	0,53	0,597	-0,316	0,549
DIC_edo_27	-0,674	0,315	-2,14	0,033	-1,292	-0,056
DIC_edo_28	0,632	0,168	3,75	0,000	0,302	0,963
DIC_edo_29	-0,779	0,442	-1,76	0,078	-1,645	0,087
DIC_edo_30	1,033	0,223	4,62	0,000	0,595	1,471
DIC_edo_31	0,668	0,206	3,24	0,001	0,263	1,072
DIC_edo_32	-1,098	0,330	-3,33	0,001	-1,744	-0,452
cons = (α 1)	-13,900	5,715	-2,43	0,015	-25,102	-2,699

Nota. DIC = variable dicotómica por entidad; Ln = logaritmo natural.
Fuente: elaboración propia (Stata 14).