

La eficiencia de la educación superior en México, 2008-2016: Un modelo DEA dinámico-network

The efficiency of higher education in Mexico, 2008-2016: A dynamic-network DEA model

César Lenin Navarro-Chávez,* Odette V. Delfín-Ortega**

Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial
(CC BY-NC) 4.0 Internacional

Perfiles Latinoamericanos, 28(56) | 2020 | e-ISSN: 2309-4982

DOI: <http://doi.org/10.18504/pl2856-011-2020>

Recibido: 16 de diciembre de 2018

Aceptado: 11 de septiembre de 2019

Resumen

Esta investigación parte del enfoque sociológico del capital humano para presentar un análisis de la eficiencia de las universidades públicas en México mediante la metodología DEA con un modelo dinámico y estructura *network*. Para identificar las variables usadas en el modelo, se recurre al análisis factorial y al método de componentes principales. Además se lleva a cabo el cálculo de las dimensiones latentes y el gráfico de sedimentación, en donde se tuvo la presencia de dos componentes. Realizada la rotación de factores, se agruparon de manera natural las variables en los nodos de enseñanza y de investigación, mismos que permitieron la agrupación de los *inputs* y *outputs* del modelo DEA dinámico-*network*. Los resultados muestran que el nodo más eficiente fue el de la enseñanza.

Palabras clave: DEA dinámico, *network*, nodo de enseñanza, nodo de investigación, educación superior, México.

Abstract

This research addresses from sociological approach of human capital where an analysis of efficiency of public universities in Mexico is presented using the DEA methodology with a dynamic model and network structure. In order to identify the variables to be used in the model, factor analysis is used, operating the principal component method. Subsequently, the calculation of the latent dimensions and the sedimentation graph were carried out, where the presence of two components was present. After performing factor rotation, the variables were grouped naturally into two nodes: teaching and research. With the identification of these nodes, the inputs and outputs of the dynamic DEA-network model could be grouped. The results show that the most efficient node was teaching.

Keywords: dynamic DEA, network, teaching node, research node, higher education, Mexico.

* Profesor-investigador del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo (México) | cesar.navarro@umich.mx

** Profesora-investigadora del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo (México) | odettedelfin@umich.mx

Introducción

Al analizar la educación superior (ES), diversas corrientes sociológicas abordan problemáticas diferentes y dan lugar a debates teóricos, en los que algunas propuestas examinan la escolaridad y la desigualdad social, y otras analizan los patrones de movilidad social, la relación entre escolaridad y retribuciones personales, la escolaridad y la estratificación social, entre otros (Rodríguez, 1996).

La propuesta teórica en torno a las relaciones de escolaridad y estratificación social la sustentan distintos enfoques, a saber: el funcionalista, el de capital humano, el análisis empírico de las desigualdades educativas, el sistémico de la desigualdad, el reproductivista, y el credencialista. Estos enfoques no son excluyentes unos de otros, ya que hay conexiones entre ellos. Sin embargo, cada uno se concentra en una perspectiva diferente (Rodríguez, 1996).

En este sentido, el artículo aborda el tema desde el enfoque del capital humano, partiendo de la premisa de que la educación es un medio para alcanzar mejores habilidades y capacidades, lo que da como resultado un incremento en la productividad. Esto aplicado al mercado laboral significa que la escolaridad es para los empleadores un indicador eficiente de las competencias para un buen desempeño laboral. Por lo tanto, el eficiente uso de los recursos y financiamiento en las universidades da como resultado tener egresados con mejores habilidades, las cuales aplicarán en su entorno laboral. En la teoría del capital humano, uno de los autores más representativos en abordarla fue Schultz (1961), quien menciona que la gente adquiere habilidades y conocimiento y esto forma el capital humano, que es un elemento indispensable para el desarrollo de una sociedad. En la misma dirección, Becker (1962) señala la importancia de invertir en la formación del capital humano para tener un mayor bienestar en la sociedad. Por otro lado, ya en la década de 1970, diversos autores fueron precursores de la teoría o corriente credencialista, uno de los cuales fue Stiglitz (1975), quien, en contraste con la teoría anterior, sostendrá que los mayores ingresos de los trabajadores los tienen aquellos con mayor educación, pero estos no son necesariamente los más productivos. Es así que existen imperfecciones en los mercados, ya que los empleadores utilizan la educación como “filtros”, lo que origina que los mejores puestos y salarios se den a los que tienen mayor preparación pensando que van a ser más productivos. Es probable entonces que haya información distorsionada.

Para medir la eficiencia técnica en educación superior se han utilizado métodos paramétricos y no paramétricos. Entre estos últimos se encuentra la metodología Free Disposal Hull, con la que se ha estudiado la eficiencia técnica de las universidades de Rumania (Stoica, 2016, p. 171) y que Salazar (2014,

p. 31) usa para revisar la eficiencia del gasto público en educación en quince países latinoamericanos. Por su parte, mediante el análisis envolvente de datos (DEA, por su sigla en inglés), Kim, Lee & Oh (2016, p. 322) miden la eficiencia de las universidades en doce países de la OECB, Ramzi & Ayadi (2016, p. 47) en once universidades públicas de Túnez, y Pietrzak, Pietrzak & Baran (2016, p. 63) en las universidades de Polonia. Aunque poco, el DEA también se ha sido aplicado en casos mexicanos: Alcaraz-Ochoa & Bernal-Domínguez (2017) y Navarro, Gómez & Torres (2016).

Otros estudios no paramétricos incluyen a Parteka & Wolszczak-Derlacz (2013), quienes miden con el índice de Malmquist la productividad de 266 instituciones públicas de educación superior (IES) en siete países europeos durante el periodo 2001-2005; a Cunha & Rocha (2012), que analizan la eficiencia de las instituciones públicas de educación superior en Portugal aplicando el DEA; a Agasisti & Pérez-Esparrells (2010), que con el índice de Malmquist abordan la eficiencia y productividad de las universidades italianas y españolas, y a Aubyn, Pina, García & Pais (2009) que con la metodología DEA revisan la eficiencia del gasto público en educación para Europa.

Los métodos paramétricos han sido utilizados por autores que estudian la eficiencia con la metodología del análisis de frontera estocástica (SFA, por su sigla en inglés): Titus & Eagan (2016, p. 444) lo hacen para medir la eficiencia técnica de las universidades en Estados Unidos; Chuanyi, Xiaohong & Shikui (2016, p. 2753) para las universidades en China; Purohit (2015, p. 26) para las universidades de la India, y Agasisti & Belfield (2014, p. 7) para la Universidad de Columbia.

La presente investigación busca medir la eficiencia de las universidades públicas en México durante el periodo 2008-2016, utilizando la metodología DEA, con un modelo dinámico-*network*. En este sentido, la hipótesis de trabajo es que fue el nodo de la enseñanza y no el de la investigación el que determinó la eficiencia en las universidades de México en el periodo 2008-2016. Para realizar esta investigación se presenta un modelo orientado al *output* (salida) con rendimientos variables a escala. Mientras que en la construcción del modelo *network* se contemplan dos nodos: la enseñanza y la investigación. El periodo de tiempo de análisis se tomó con base en la disponibilidad de información para todas las variables utilizadas en ambos nodos. Es decir, que de las bases consultadas solo se tuvo completa y a disposición la información correspondiente al periodo 2008-2016.

El artículo se estructura en siete apartados: el primero funge de introducción, en el segundo se aborda la revisión literaria; en el tercero, la metodología; en el cuarto está el desarrollo del modelo; en el quinto se exponen los resultados; en el sexto se propone la discusión de estos últimos, y en el séptimo se dan las conclusiones.

Revisión de literatura

Durkheim parte de una crítica a las múltiples definiciones de la educación, centrándose en las de Stuart Mill, Kant y Spencer, entre otros. La crítica en común que les hace es que plantean un concepto de educación ideal, perfecta, válida para todos los hombres sin distinción. Durkheim muestra que ello es imposible porque jamás se ha dado un ideal de educación común a todas las sociedades. Para apoyar tal juicio repasa este concepto en la historia de Atenas, Roma, la Edad Media y el Renacimiento (Durkheim, 1975).

El surgimiento y el crecimiento sustancial de una sociología de la educación superior se han derivado de la extensa expansión educativa desde finales de la Segunda Guerra Mundial. La educación superior se convirtió en un problema para los analistas sociales al crecer en importancia para la población en general, así como para las élites económicas y gubernamentales (Gumport, 2007).

El movimiento de la participación masiva en la educación superior ha forzado el ordenamiento interno tradicional de los asuntos educativos. Las nuevas demandas han causado grandes problemas de adaptación externa a sectores de la sociedad que cambian rápidamente, y a menudo apuntan en direcciones opuestas: una economía dinámica avanzada, alimentada por la preocupación del gobierno por la fortaleza nacional, presiona por una racionalización de la capacitación, mientras que la sociedad juvenil, altamente volátil, es alimentada constantemente por las necesidades de los medios de comunicación. Una industria juvenil argumenta en contra de tal racionalidad técnica, prefiriendo una lógica de sentimiento e identidad (Gumport, 2007).

De los enfoques generales, la visión aparentemente conservadora de Durkheim de la educación como elemento dependiente en una red de instituciones en constante evolución ha sido la más destacada: la educación es una colección de prácticas e instituciones que se han organizado lentamente en el transcurso del tiempo, que son comparables con todas las demás instituciones sociales a las que expresan y que, por esto, no pueden ser cambiadas más a voluntad que la estructura de la propia sociedad (Durkheim, 1975).

Por otro lado, la literatura teórica básica está compuesta por las afirmaciones de Max Weber sobre la ciencia como vocación y la racionalización de la educación, una formación en la que, a partir de su visión general sobre el auge de la burocracia y la especialización, describió la tensión entre el generalista y el especialista, “la lucha del tipo de hombre especialista contra el tipo mayor de hombre cultivado” como básico para muchos problemas educativos modernos (Weber, 1946, p. 243).

Durkheim señala que nuestro sistema educativo (sistema moderno) está en crisis porque la antropología que le sirve de base también lo está. La heteroge-

neidad de las poblaciones impide la cohesión social que es indispensable para fijar los fines y métodos de la educación. Según él, los problemas pedagógicos fundamentales son de índole sociológica. Señala además que en una época como la nuestra, de crisis social (y moral), la preocupación de la pedagogía y la formación de los pedagogos se ha orientado, sin embargo, a los problemas de la psicología (Durkheim, 1975).

Dos enfoques principales se han institucionalizado firmemente en años recientes, cada uno de los cuales representa la convergencia de una preocupación sociológica y un problema práctico. La primera corriente es el estudio de la desigualdad en la educación básica y superior, en particular la búsqueda de las fuentes de desigualdad en cuanto a clases sociales, raza, etnia y sexo. La desigualdad sigue siendo la mayor preocupación en la sociología de la educación en todo el mundo (Gumpert, 2007).

La segunda corriente es el estudio de los efectos de los años universitarios en el carácter, la creencia y el pensamiento de los estudiantes. Desde 1960 ha habido una amplia literatura sociológica en rápido crecimiento y los movimientos estudiantiles de esa década fueron la base de diversos estudios sociológicos, los cuales han continuado el análisis no solo del comportamiento e ideologías estudiantiles, sino de las tendencias en los modelos educativos como herramientas para resolver los fenómenos sociales que enfrenta la sociedad (Gumpert, 2007).

En los estudios del impacto de la universidad, los hay sobre los efectos de cursos específicos en los estudiantes y su interacción con la sociedad. Es útil retroceder y recordar que un efecto fundamental —tal vez el básico— de la universidad es lograr que todos los universitarios que ingresen, se gradúen. Así, todos los que reciben el título se definen socialmente como graduados universitarios. Si los estudiantes han aprendido o no algo, sus perspectivas de empleo, su potencial de ingresos, su acceso a puestos políticos y de servicio civil, y otras oportunidades se verían muy alteradas. Este argumento debe ayudar a direccionar las propuestas en líneas de trabajo más sostenidas en la sociología de la educación superior (Meyer, 1972).

La literatura sobre la sociología siguió evolucionando y hubo diversos aportes como el de Veblen (1965), que elabora una crítica a la influencia del empresario y su mentalidad en el control y la administración de colegios y universidades, mentalidad muy vinculada al enfoque del capital humano —eje de esta investigación—, el cual tiene como supuesto que los individuos invierten en sus conocimientos, habilidades y destrezas, y que esta formación de recursos humanos tiene un valor en el mercado. Si se observa desde el punto de vista económico, al adquirir una unidad adicional de formación el resultado será un costo superior al ingreso adicional logrado. Los autores más representativos de esta corriente son Becker (1964), Schultz (1961), Harbison & Myers

(1964), Psacharopoulos (1973), Trow (1973) y Freeman (1975), entre otros (Rodríguez, 1996).

Becker (1964) refiere que la educación y la formación son las inversiones más importantes en capital humano y que la educación secundaria y universitaria eleva en gran medida los ingresos de una persona, incluso después de compensar los costos directos e indirectos de la educación. Los ingresos de las personas más educadas casi siempre están muy por encima del promedio, aunque las ganancias son generalmente mayores en los países menos desarrollados. Por su parte, Schultz (1961) afirma que las personas son una parte fundamental de la riqueza de una nación. Medida por la forma en que el trabajo contribuye a la producción, la capacidad productiva de los seres humanos es ahora mucho más grande que todas las demás formas de riqueza en conjunto. Las personas invierten en sí mismas y la inversión es muy grande. Pero como la diferencia en ingresos corresponde estrechamente a la diferencia correspondiente en educación, esto sugiere fuertemente que una es consecuencia de la otra.

Trow (1973) menciona que en toda sociedad avanzada los problemas de la educación superior están asociados al crecimiento; este plantea diversos problemas a los sistemas educativos que lo experimentan y a las sociedades que los apoyan, surgen en cada parte de la educación superior: en sus finanzas; en su administración; en sus procesos de ingreso y selección de estudiantes; en su oferta educativa y formas de enseñanza; en su contratación, formación y socialización del personal. El crecimiento impacta en todas las formas de actividad y manifestación de la educación superior.

Freeman (1975) propone que el análisis de la educación superior incluya variables de orden estructural, entre las que destaca la composición y dinámica de los mercados profesionales de empleo, a fin de poder estimar los posibles rendimientos futuros de la escolarización ajustándolos al carácter cíclico del crecimiento económico (Rodríguez, 1996).

Por su parte, Villalobos & Pedroza (2009) se ocupan del papel de la educación en la formación del capital humano y su relación con el desarrollo; Pérez-Fuentes & Castillo Loaiza (2016) revisan la literatura sobre los orígenes y evolución del capital humano y su impacto con el desarrollo social; y Angulo, Quejada & Contreras (2012) sostienen que la teoría del capital humano se vincula a la educación como variable determinante del éxito en el mercado laboral, lo cual se traduce en mayor productividad e ingresos. En esta última dirección, Burgos & López (2010) abordan la situación del mercado laboral de los profesionistas y consideran el concepto de satisfacción laboral y los factores que relacionan la educación con la economía laboral.

Este análisis del enfoque de capital humano muestra cómo la escolaridad es un indicador de eficiencia en las competencias laborales, por lo que el aporte

sustantivo de este artículo es el análisis del uso eficiente de los recursos de las universidades de México en cuanto a sus finanzas, matrícula, profesores, investigación y cómo estos impactan los niveles de escolaridad.

Farrell (1957) fue el primero en introducir una aproximación cuantitativa de la eficiencia y productividad cuando propone una medición en la que cada unidad de decisión puede ser evaluada en relación a otras unidades homogéneas, de forma tal que la eficiencia se convierte en un concepto relativo y no absoluto, y donde el valor tomado por la eficiencia para cada entidad indica la desviación observada respecto a las consideradas como eficientes.

La eficiencia analizada bajo el método no paramétrico del análisis envolvente de datos iniciada por Farrell (1957) fue reformulada como un problema de programación matemático por Charnes, Cooper & Rhodes (1978), con un modelo de rendimientos constantes a escala (CRS, por su sigla en inglés). Dado un número de unidades de producción, que son las unidades de toma de decisiones (DMU, por su sigla en inglés), se construye una frontera de eficiencia de la muestra de unidades de producción. El método permite determinar la eficiencia relativa de las DMU y así examinar su posición en relación con la situación óptima.

El modelo DEA con rendimientos constantes a escala tiene dos orientaciones: 1) orientación *input* (entradas), esto es, la comparación entre el nivel mínimo de *inputs* necesario para un nivel dado de *outputs* (salidas) y el realmente empleado; 2) orientación *output*, es decir, la comparación entre el *output* máximo alcanzable para un nivel dado de *inputs*. En términos generales, esto puede escribirse de tres formas: fraccional, multiplicativa y envolvente.

Posteriormente, Banker, Charnes & Cooper (1984) extendieron el modelo original para incluir los rendimientos variables a escala (VRS, por su sigla en inglés). Considerando que diversas circunstancias, como la competencia imperfecta, las restricciones en el acceso a fuentes de financiación, etcétera, pueden provocar que las unidades no operen a escala óptima y modifican el programa lineal de manera que introducen una restricción: $\sum \lambda = 1$, esta restricción permite que una unidad ineficiente solo sea comparada con unidades productivas de su mismo tamaño (Thanassoulis, 2001).

A partir de la propuesta de Banker, Charnes & Cooper (1984), se pudo descomponer la eficiencia técnica global en eficiencia técnica pura y eficiencia de escala. Para realizarlo se deben calcular los dos modelos CRS y VRS con los mismos datos. Si existe una diferencia en las dos mediciones para una DMU en particular, entonces significa que esta posee ineficiencia de escala y que el valor de ineficiencia es la diferencia entre la medición de CRS y VRS (Coll & Blasco, 2006).

El análisis de la envolvente de datos es una metodología no paramétrica que evalúa la eficiencia de las unidades de decisión (DMU), teniendo en cuenta la información sobre los *inputs* y *outputs* de los procedimientos que realizan. Los modelos originales DEA han ido evolucionando y se han extendido a modelos dinámicos y *network*, lo que permite incorporar los procesos internos de las unidades analizadas y evaluar la eficiencia de cada sistema en diferentes años utilizando un modelo dinámico (Tone & Tsutsui, 2014).

Los principales autores que han abordado la educación superior a través de la metodología DEA *network* abarcan a Xiaoxia & Deng (2016), Saniee & Safi (2013), Johns (2013), Despotis, Koronakos & Sotiros (2015), Johnes & Yu (2008), Meng, Zhang, Qi & Liu (2008), Meza, Correia, Figueiredo & Moreno (2018), Selim & Bursalolu (2015), Abbott & Doucouliagos (2009) y Visbal-Cadavid, Mendoza & Quintero (2019).

Metodología

Los modelos dinámicos fueron introducidos por Färe & Grosskopf (1996), Sengupta (1992, 1997, 1999), y más tarde trabajados por Nemota & Gota (1999, 2003), y Tone & Tsutsui (2010), entre otros. El modelo DEA *network* fue desarrollado en un inicio por Färe & Grosskopf (2000), y lo continuaron Lewis & Sexton (2004), Kao & Hwang (2009), Tone & Tsutsui (2009), y Cook, Liang & Zhu (2010). Finalmente, Bogetoft, Färe, Grosskopf, Hayes & Taylor (2009) y Tono & Tsutsui (2014) desarrollaron el modelo DEA dinámico con estructura *network*.

El modelo dinámico tiene la capacidad de analizar la forma en que un conjunto de variables se comportan en diferentes periodos de tiempo. Así que un primer periodo se conecta con el siguiente a través de las variables intermedias llamadas *carry-overs* (traslado), de tal manera que un *output* en el tiempo 0 se puede utilizar como *input* en el tiempo 1. Además, cada periodo posee su propia producción tecnológica y por medio del modelo dinámico se puede ver cómo una decisión tomada en un periodo 0 tendrá impactos en periodos posteriores. Las variables intermedias *carry-overs* se clasifican en cuatro categorías: deseable (bueno), indeseable (malo), discrecional (libre) y no discretionales (fijo) (Tone & Tsutsui, 2009).

El modelo DEA *network* se ha desarrollado tomando en cuenta la estructura interna de las DMU y usando variables de enlace o *links*. Se compone de un conjunto finito de actividades que están conectadas para formar una red (Färe & Grosskopf, 2000). Cada actividad o proceso tiene sus propios *inputs* y *outputs* además de flujos intermedios que unen un sistema con otro.

El modelo dinámico-*Network* (MDN) considera la estructura de una DMU, en la cual las divisiones están verticalmente conectadas por enlaces (*outputs* intermedios); en adición, los periodos son conectados horizontalmente por *carry-overs* (Bogetoft, Färe, Grosskopf, Hayes & Taylor, 2009).

En la estructura *network* se consideran n DMUS ($j=1, \dots, n$) con K divisiones ($k=1, \dots, K$) en T periodos de tiempo ($t=1, \dots, T$) y permite a m_k y r_k ser *inputs* y *output* de la división k , respectivamente. La variable de enlace de la división k a la división h está dada por $(k, h)_l$ (Tone & Tsutsui, 2014).

$$X_{ijk}^t \in R_+ \tag{1}$$

Es el *input* i del DMU_j , para la división k en el periodo t ,

$i=1, \dots, m_k$;

$j=1, \dots, n$;

$k=1, \dots, K$;

$t=1, \dots, T$.

$$Y_{ijk}^t \in R_+ \tag{2}$$

m_k y r_k son los *inputs* y *outputs* para la división k , respectivamente.

Link o variable de enlace es un *output* intermedio, el cual es un *output* de la división k y también un *input* para la división h .

$$z_{jk_l}^{t, t+1} \in R_+$$

$j=1, \dots, n$;

$l=1, \dots, L_{kh}$;

$t=1, \dots, T$.

Está vinculando productos intermedios del DMU_j de la división k a la división h en el periodo t , donde L_{kh} es el número de *items* (elementos) que unen la división k a h .

$$z_{j(kh)_l}^t \in R_+$$

$j=1, \dots, n$;

$l=1, \dots, L_{ki}$;

$k=1, \dots, K$,

$t=1, \dots, T-1$.

Es el *carry-over* del DMU_j , de la división k , del periodo t al periodo $t+1$, donde L_k es el número de *items* en el *carry-over* de la división k .

Por lo tanto, se considera n DMUs ($j = 1, \dots, n$) de la división K ($k = 1, \dots, K$) sobre periodos de tiempo T ($t = 1, \dots, T$) (Tone & Tsutsui, 2014):

$$P = \{x_k^t, y_k^t, z_{(kh)}^t, z_{ik}^{t,t+1}\} \quad (3)$$

$$x_k^t \geq \sum_{j=1}^n x_{jk}^t \lambda_{jk}^t \quad (\forall k, \forall t) \quad (4)$$

$$y_k^t \leq \sum_{j=1}^n y_{jk}^t \lambda_{jk}^t \quad (\forall k, \forall t) \quad (5)$$

$$z_{(kh)_l}^t = \sum_{j=1}^n z_{j(kh)_l}^t \lambda_{jk}^t \quad (\forall l, \forall (kh)_l, \forall t) \text{ (como } output \text{ de } k \text{ en el periodo } t) \quad (6)$$

$$z_{(kh)_l}^t = \sum_{j=1}^n z_{j(kh)_l}^t \lambda_{jh}^t \quad (\forall l, \forall (kh)_l, \forall t) \text{ (como } input \text{ de } h \text{ en el periodo } t) \quad (7)$$

$$z_{k_l}^{(t,t+1)} = \sum_{j=1}^n z_{j k_l}^{(t,t+1)} \lambda_{jk}^t \quad (\forall k_l, \forall k, t = 1, \dots, T-1) \text{ (carry-over de } t) \quad (8)$$

$$z_{k_l}^{(t,t+1)} = \sum_{j=1}^n z_{j k_l}^{(t,t+1)} \lambda_{jk}^{t+1} \quad (\forall k_l, \forall k, t = 1, \dots, T-1) \text{ (como carry-over to } t+1) \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_{jk}^t = 1 \quad (\forall k, \forall t), \lambda_{jk}^t \geq 0 \quad (\forall j, \forall k, \forall t). \quad (10)$$

Donde $\lambda_k^t = (\lambda_{jk}^t) \in R_+^n$ es el vector de intensidad correspondiente a la división k ($k=1, \dots, K$) en el tiempo t ($t=1, \dots, T$).

Desarrollo del modelo

Se desarrolla un modelo DEA con estructura dinámico-*network* donde se calcula la eficiencia técnica con rendimientos variables de escala y orientación *output*. Para su desarrollo se consideraron tres periodos de tiempo: $t-1$, t y $t+1$ (Bogtoft, Färe, Grosskopf, Hayes & Taylor, 2009), que corresponden a los años 2008, 2012 y 2016, respectivamente.

Para la selección de las DMU el criterio fue considerar las universidades de las que se dispuso la información para todos los *inputs* y *outputs* seleccionados. En este sentido, son 42 universidades públicas de México las que constituyen el objeto de estudio para los años 2008, 2012 y 2016 (tabla 1).

Tabla 1. Universidades de México

<i>DMU</i>	<i>Universidades</i>
U01	Universidad Nacional Autónoma de México
U02	Instituto Politécnico Nacional
U03	Universidad de Guadalajara
U04	Universidad Veracruzana
U05	Universidad Autónoma de Nuevo León
U06	Universidad Autónoma Metropolitana
U07	Universidad Autónoma de Baja California
U08	Universidad Autónoma del Estado de México
U09	Universidad Pedagógica Nacional
U10	Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
U11	Universidad Autónoma de Chihuahua
U12	Universidad Autónoma de Sinaloa
U13	Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo
U14	Universidad Juárez Autónoma de Tabasco
U15	Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo
U16	Universidad Autónoma de Tamaulipas
U17	Universidad de Guanajuato
U18	Universidad de Sonora
U19	Universidad Autónoma de Querétaro
U20	Universidad Autónoma de Coahuila
U21	Universidad Autónoma de San Luis Potosí
U22	Universidad Autónoma de Zacatecas
U23	Universidad Autónoma del Estado de Morelos
U24	Universidad Autónoma de Chiapas
U25	Universidad Autónoma de Aguascalientes
U26	Universidad Autónoma de Ciudad Juárez
U27	Instituto Tecnológico de Sonora
U28	Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca
U29	Universidad Juárez del Estado de Durango
U30	Universidad Autónoma de Tlaxcala
U31	Universidad de Colima
U32	Universidad Autónoma de Guerrero
U33	Universidad Autónoma de Nayarit
U34	Universidad Autónoma de Yucatán
U35	Universidad Autónoma de la Ciudad de México
U36	Universidad Autónoma de Chapingo
U37	Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN
U38	Universidad Autónoma de Baja California Sur
U39	Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro
U40	Colegio de Posgraduados
U41	El Colegio de México
U42	Universidad de Quintana Roo

Fuente: Elaboración propia con base en Estudio Comparativo de Universidades Mexicanas (2017); ANUIES (2017) .

Selección de variables

Para la selección de variables primero se revisó la literatura que ha estudiado la eficiencia en educación superior utilizando la metodología DEA con un modelo *network*, tal como lo muestra la tabla 2.

Tabla 2. Variables utilizadas en los modelos DEA-*network* en educación superior

<i>Autores</i>	<i>Metodología</i>	<i>Variables</i>
Johnes & Yu (2008)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Estudiantes de educación superior, número de estudiantes foráneos, número total de investigadores, gasto en educación superior <i>Outputs:</i> Becas de investigación y graduados
Meng, Zhang, Qi & Liu (2008)	Modelo DEA con estructura jerárquica, modelo en dos etapas	<i>Inputs:</i> Personal de investigación, equipo y gasto total en investigación <i>Outputs:</i> Investigaciones, premios, patentes, invitaciones a conferencias, informes, financiamiento externo y líderes graduados
Despotis, Koronakos & Sotiros (2015)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Investigadores, tiempo empleado para publicar y salario <i>Outputs:</i> Publicaciones, citas e investigadores con reconocimiento
Visbal-Cadavid, Mendoza & Quintero (2019)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Número total de académicos, personal administrativo, gasto del personal administrativo, recursos financieros y área de espacios físicos <i>Outputs:</i> Número de graduados de licenciatura y de posgrado, publicaciones y número de profesores vinculados al programa de movilidad
Abbott & Doucouliagos (2009)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Número de instituciones, número total de académicos, área por estudiante (m ²), financiamiento para investigación, salario mensual <i>Outputs:</i> Número de publicaciones, citas, número de estudiantes y número de estudiantes foráneos
Selim & Bursalolu (2015)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Presupuesto gubernamental, ingresos propios, proyectos financiados y número total de académicos <i>Outputs:</i> Número de estudiantes de doctorado, número de estudiantes graduados de posgrado, número de estudiantes graduados por licenciatura, número de publicaciones y número de estudiantes graduados que tienen empleo
Johns (2013)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Gasto por estudiante, calidad de admisión, relación estudiante/profesor y promedio de los resultados de evaluación del/por investigador <i>Outputs:</i> Satisfacción del estudiante, títulos de licenciatura y posgrado, y tasa de empleo de posgrado <i>Inputs:</i> Número de profesores y asistentes de profesores
Saniee & Safi, Int (2013)	DEA <i>network</i>	<i>Outputs:</i> Número de estudiantes de maestría y doctorado graduados, financiamiento interno y externo, número de investigadores premiados y número de trabajos presentados en lugares internacionales
Meza Correia, Figueiredo & Moreno (2018)	DEA <i>network</i>	<i>Inputs:</i> Número de profesores de programas de posgrado y número de programas de posgrado <i>Outputs:</i> Número de tesis doctorales y publicaciones en revistas indexadas

Fuente: Elaboración propia con base en la literatura especializada.

Revisada la literatura, con la información disponible se consideraron las siguientes variables para el modelo DEA dinámico-*network*:

Inputs: financiamiento, profesores, personal administrativo, estudiantes de doctorado matriculados, número de programas de posgrado en el Padrón Nacional de Posgrados de Calidad (PNPC).

Output: número de estudiantes graduados de doctorado, profesores con grado de doctor, investigadores con reconocimiento en el Sistema Nacional de Investigadores (SNI) y publicaciones indexadas en el Institute for Scientific Information (ISI) de Thomson Reuters.

Posteriormente se utilizó el análisis factorial a fin de identificar las variables y los nodos con los que se trabaja en esta investigación. El análisis factorial es una técnica de reducción de datos que sirve para encontrar grupos homogéneos de variables a partir de un conjunto numeroso de variables. En esta técnica se extrae la varianza común máxima de todas las variables y las coloca en una puntuación común. Hay varios métodos disponibles, pero el análisis de componentes principales se usa más frecuentemente. A través de este método se extrae la varianza máxima y se coloca a dichos componentes en el primer factor. Después de eso, se elimina esa varianza explicada por los primeros factores y luego se extrae la varianza máxima para el segundo factor. Este proceso va al último factor (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1999).

Se empieza realizando la prueba KMO y el test de esfericidad de Barlett. Dichos indicadores determinan el grado de asociación entre variables. Asimismo, nos indican si es factible aplicar esta prueba al modelo que se va a desarrollar.

Prueba KMO

La prueba Kaiser, Meyer y Olkin (KMO) es un índice que toma valores entre 0 y 1 y que se utiliza para comparar las magnitudes de los coeficientes de correlación observados con las magnitudes de los coeficientes de correlación parcial de forma que, cuanto más pequeño sea su valor, mayor es el de los coeficientes de correlación parciales y, por lo tanto, menos deseable es realizar un análisis factorial. Kaise, Meyer y Olkin aconsejan que si $KMO \geq 0.50$ es aceptable utilizar el análisis factorial (Kline, 1994). Se observa en la tabla 3 que el valor del KMO es igual a 0.823, lo que es aceptable para continuar con la metodología.

Tabla 3. Pruebas de KMO y prueba de Bartlett

<i>Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo</i>		<i>.823</i>
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	387.070
	gl	36
	Sig.	.000

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Test de esfericidad de Bartlett

Otro test que se aplica es el de esfericidad de Bartlett, el cual contrasta la hipótesis de normalidad multivariante, para determinar si la matriz de correlación de las variables observadas, R_p , conforma una matriz de identidad. Si una matriz de correlación es la identidad significa que las intercorrelaciones entre las variables son cero. Si se confirma la hipótesis nula ($H_0: |R_p| = 1$) significa que las variables no están intercorrelacionadas (Kim & Muller, 1978). En este caso, al aplicar la prueba (tabla 3), el resultado del estadístico es 170.156 con un p-valor $p=0.00$, por tanto se rechaza H_0 . Ambas pruebas en conjunto indican que para esta investigación sí es factible aplicar el análisis factorial de correspondencias.

Extracción de factores

Para llegar a la solución factorial del presente estudio se ha utilizado el método de extracción a través del análisis de componentes principales. En este método, las extracciones son comúnmente denominadas cargas factoriales y cuando estas son menores a 0.7 ello indica que tales variables no son representativas en el modelo. En este estudio todas las variables obtuvieron una puntuación mayor a 0.70, excepto las variables “Administrativos” y “Programas con PNPC”, por la cual se eliminan del modelo (tabla 4).

Tabla 4. Comunalidades de la extracción de las variables

	<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>
Prof	1.000	.887
Matrícula	1.000	.858
Financ	1.000	.945
ProfDoc	1.000	.933
Adm	1.000	.280
PNPC	1.000	.393
Graduados	1.000	.891
SNI	1.000	.785

Tabla 4. Comunalidades de la extracción de las variables (Continuación)

	<i>Inicial</i>	<i>Extracción</i>
Artículos	1.000	.759

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Determinación del número de factores

La matriz factorial puede presentar un número de factores superior al necesario para explicar la estructura de los datos originales. Generalmente, hay un conjunto reducido de los primeros factores que contienen casi toda la información. Los otros suelen contribuir relativamente poco. Uno de los problemas que se plantean consiste en determinar el número de factores que conviene conservar puesto que de lo que se trata es de cumplir el principio de parsimonia (Gorsuch, 1983). Se han dado diversas reglas y criterios para determinar esa cantidad. Para este fin, se ha decidido utilizar el criterio del porcentaje de la varianza.

Criterio del porcentaje de la varianza

El criterio del porcentaje de la varianza consiste en tomar como número de factores el número mínimo necesario para que el porcentaje acumulado de la varianza explicado alcance un nivel satisfactorio de al menos 75 o 80% (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1999).

Tabla 5. Varianza total explicada

<i>Componente</i>	<i>Autovalores iniciales</i>			<i>Sumas de extracción de cargas al cuadrado</i>			<i>Sumas de rotación de cargas al cuadrado</i>		
	<i>Total</i>	<i>% de varianza</i>	<i>% acumulado</i>	<i>Total</i>	<i>% de varianza</i>	<i>% acumulado</i>	<i>Total</i>	<i>% de varianza</i>	<i>% acumulado</i>
1	5.592	62.133	62.133	5.592	62.133	62.133	5.136	57.067	57.067
2	1.149	12.772	74.905	1.149	12.772	74.905	1.605	17.839	74.905
3	0.999	11.105	86.01						
4	0.635	7.053	93.063						
5	0.269	2.994	96.057						
6	0.201	2.237	98.294						
7	0.081	0.901	99.194						
8	0.044	0.489	99.683						
9	0.029	0.317	100						

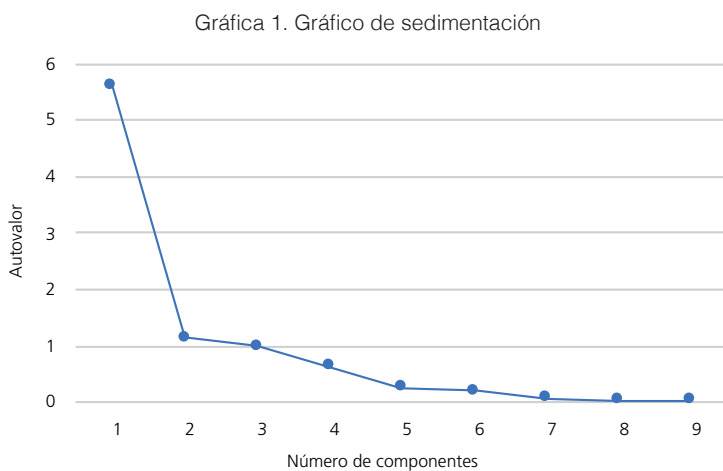
Nota: Método de extracción: análisis de componentes principales.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Dados los resultados de la tabla 5, se recomiendan dos factores ya que son los autovalores mayores a la unidad. Corroborando esta representación, la última columna de dicha tabla muestra que los dos componentes explican el 74.905% de la variabilidad contenida en los datos.

Gráfico de sedimentación

Consiste en una representación gráfica donde los factores están en el eje de las abscisas y los valores propios en el de las ordenadas. Los factores con varianzas altas se suelen distinguir de los factores con varianzas bajas. El punto de distinción viene representado por un punto de inflexión en la gráfica. En este caso, la pendiente pierde inclinación a partir del tercer valor (hacia su derecha), por lo que se debe considerar que solo deben extraerse los dos primeros factores y desechar del tercero en adelante (gráfica 1).



Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Solución factorial

De acuerdo con Kline (1994), la fase de interpretación juega un papel preponderante en la teoría existente sobre el tema. Para efectos prácticos, en la interpretación de los factores se sugieren dos pasos: 1) identificar las variables

cuyas correlaciones con el factor son las más elevadas en valor absoluto, 2) intentar dar un nombre a los factores. Dos estrategias más que pueden ayudar a interpretar los factores son *a)* ordenarlos y *b)* eliminar las cargas bajas. Se puede ordenar la matriz factorial de tal forma que las variables con cargas altas para el mismo factor aparezcan juntas. La eliminación de las cargas factoriales bajas también facilita la interpretación de los resultados dado que se suprime información redundante (Kline, 1994).

Tabla 6. Matriz de componentes

	<i>Componente</i>	
	1	2
ProfDoc	0.953	-0.155
Financ	0.941	-0.245
Graduados	0.898	-0.292
Matrícula	0.882	-0.281
Artículos	0.188	0.827
SNI	0.359	0.779
Prof	0.523	0.56

Notas: Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 2 componentes extraídos.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Rotación de factores

Como ya se ha visto en la sección anterior, la matriz de cargas factoriales juega un papel destacado cuando se interpreta el significado de los factores. Sin embargo, rara vez los métodos de extracción de factores proporcionan matrices de cargas factoriales adecuadas para la interpretación. Para resolver este problema están los procedimientos de rotación de factores que buscan obtener, a partir de la solución inicial, unos factores cuya matriz de cargas los haga más fácilmente interpretables (Thurstone, 1947).

En este caso, para la rotación de factores se ha utilizado el método de normalización Varimax propuesto por Kaiser (1958), el cual minimiza el número de variables con cargas altas en un factor, lo que mejora la capacidad de interpretación de factores. La tabla 7 muestra las variables ordenadas por el tamaño de sus saturaciones. Primero se encuentran las variables que más saturan el primer factor (empezando por las saturaciones más altas); después, las que más saturan en el segundo factor. Finalmente, la rotación ha convergido en tres iteraciones. Recordemos que la rotación de factores se trata de una opción cuya única función es la de facilitar la interpretación de saturaciones.

Comparando las saturaciones relativas de cada variable en cada uno de los dos factores, podemos apreciar que el primer factor está constituido por las variables “Financiamiento”, “Profesores con doctorados”, “Graduados”, “Matrícula” y “Profesores”, representando el proceso de enseñanza. El segundo factor aglomera con mayor saturación las variables “Artículos” y “SNI”, representando el proceso de investigación (tabla 7).

Tabla 7. Matriz de componente rotado^a

	Componente	
	1	2
Financ	.970	.069
ProfDoc	.953	.158
Graduados	.944	.011
Matrícula	.926	.017
Prof	.823	.443
Artículos	.316	.898
SNI	-.172	.883

Notas: Método de extracción: análisis de componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en tres iteraciones.

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados en SPSS.

Construcción del modelo DEA dinámico-*network*

Para desarrollar el modelo DEA dinámico-*network*, se contemplan los nodos identificados en el análisis factorial: el de la enseñanza y el de la investigación. En el de la enseñanza se consideraron como *inputs*: financiamiento, profesores y estudiantes de doctorado matriculados, y como *output*: profesores con grado de doctor. Este *output* es usado como *link* intermedio para el siguiente nodo que es el de la investigación, donde se utiliza como *input* profesores con grado de doctor y como *outputs*: doctores en el SNI y publicaciones indexadas en el ISI, ya que estas variables sirven como indicadores en la medición del impacto de las investigaciones realizadas, como lo han sugerido antes Johnes & Yu (2008), Meng, Zhang, Qi & Liu (2008) y Despotis, Koronakos & Sotiros (2015).

El “Financiamiento”, la “Matrícula” y el “Personal docente” son las variables más utilizadas en la literatura para la evaluación de la eficiencia de la enseñanza universitaria (Abbott & Doucouliagos, 2009; Johns, 2013; Visbal-Cadavid, Mendoza & Quintero, 2019; Selim & Bursalolu, 2015, 2016) (tabla 8).

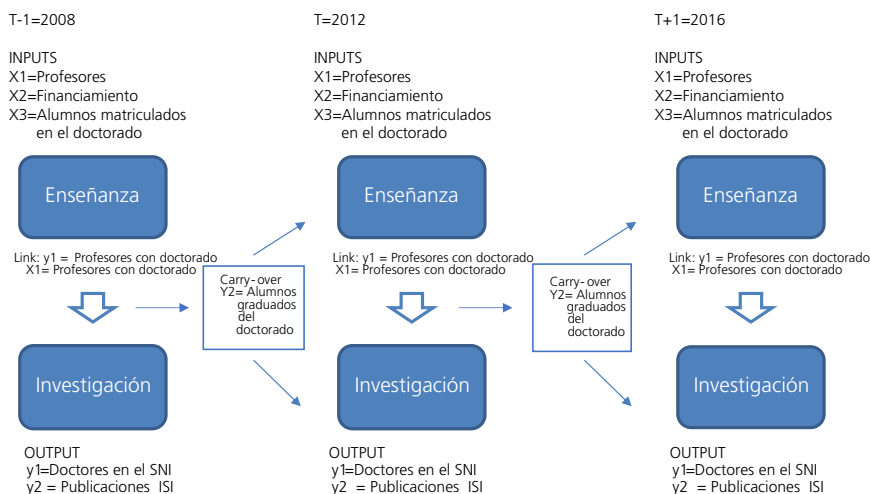
Tabla 8. Variables del modelo *network*

División	Tipo de variable		Unidades
Enseñanza	<i>Input</i>	Profesores	Número de profesores
	<i>Input</i>	Financiamiento	Millones de pesos
	<i>Input</i>	Alumnos matriculados en el doctorado	Número de estudiantes
LINK	<i>Output/input</i>	Profesores con grado de doctor	Número de doctores
Investigación	<i>Output</i>	Doctores en el SNI	Número de doctores en el SNI
	<i>Output</i>	ISI Publicaciones	Número de publicaciones con factor de impacto
<i>Carry-over</i> Modelo dinámico	<i>Output/Input</i>	Alumnos graduados del doctorado	Número de graduados

Fuente: Elaboración propia con base en la revisión de la literatura.

Para el modelo dinámico los años considerados son 2008, 2012 y 2016 y el *carry-over* que es usado para enlazar un periodo con el otro son los alumnos graduados del doctorado. Así que los graduados de doctorado son *outputs* del primer periodo y entran como *inputs* para el siguiente, ya sea como profesores o como investigadores (figura 1). La variable de alumnos graduados del doctorado se seleccionó con base en que el objetivo de la enseñanza en una universidad es asegurar la finalización oportuna de los estudiantes con la obtención del grado, tal como ha sido observado en estudios previos (Saniee & Safi, 2013; Selim & Bursalolu, 2015; Visbal-Cadavid, Mendoza & Quintero, 2019).

Figura 1. Modelo dinámico-*network*



Fuente: Elaboración propia con base en el modelo de Bogetoft, Fåre, Grosskopf, Hayes & Taylor (2009).

Correlación de Pearson

Una forma de identificar que el modelo está ajustado es corroborando que existe correlación lineal entre *inputs* y *outputs*, lo que se observa en la tabla 9; allí el nodo de la enseñanza muestra alta correlación entre *inputs* y *output*. La correlación de profesores con profesores que tienen doctorado fue de 0.916 y con alumnos graduados de doctorado fue de 0.947. La relación de la matrícula de los alumnos con profesores que tienen doctorado fue de 0.904 y con alumnos graduados fue de 0.938. Por último, la correlación de financiamiento con profesores que tienen doctorado fue de 0.910 y con los alumnos graduados de 0.905.

Tabla 9. Correlación de Pearson del nodo de enseñanza

		Profesores (input)	Matrícula (input)	Financiamien- to (input)	Prof/doct (output)	Graduados (output)
Profesores (input)	Correlación de Pearson	1	.511**	.759**	.916**	.947**
	Sig. (bilateral)		.000	.000	.000	.000
	N	42	42	42	42	42
Matrícula (input)	Correlación de Pearson	.511**	1	.928**	.904**	.938**
	Sig. (bilateral)	.000		.000	.000	.000
	N	42	42	42	42	42
Financia- miento (input)	Correlación de Pearson	.759**	.928**	1	.910**	.905**
	Sig. (bilateral)	.000	.000		.000	.000
	N	42	42	42	42	42
Prof/doct (output)	Correlación de Pearson	.916**	.904**	.910**	1	.881**
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000		.000
	N	42	42	42	42	42
Graduados (output)	Correlación de Pearson	.947**	.938**	.905**	.881**	1
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.000	.000
	N	42	42	42	42	42

** La correlación es significativa en el nivel 0.01 (2 colas).

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con STATA.

Para el nodo de investigación se realizó el cálculo de la correlación de Pearson entre las variables, y se observa en la tabla 10 que la correlación del *input* con los *outputs* fue alta de 0.926 con profesores en el SNI, de 0.867 con artículos publicados con indexación, y de 0.881 con alumnos graduados.

Tabla 10. Correlación de Pearson del nodo de investigación

		<i>Prof/doct (input)</i>	<i>SNI (output)</i>	<i>Artículos (output)</i>	<i>Graduados (output)</i>
<i>Prof/doct (input)</i>	Correlación de Pearson	1	.926**	.867**	.881**
	Sig. (bilateral)		.000	.000	.000
	N	42	42	42	42
<i>SNI (output)</i>	Correlación de Pearson	.926**	1	.982**	.960**
	Sig. (bilateral)	.000		.000	.000
	N	42	42	42	42
<i>Artículos (output)</i>	Correlación de Pearson	.867**	.982**	1	.921**
	Sig. (bilateral)	.000	.000		.000
	N	42	42	42	42
<i>Graduados (output)</i>	Correlación de Pearson	.881**	.960**	.921**	1
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	
	N	42	42	42	42

** La correlación es significativa en el nivel 0.01 (2 colas).

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con STATA.

Resultados

En este apartado se presentan los estadísticos descriptivos y los resultados de la medición de la eficiencia utilizando un modelo *DEA-network* con los nodos de enseñanza y de investigación.

Se empieza con los estadísticos descriptivos para el año 2016, donde se presenta la media, desviación estándar y los valores mínimos y máximos de cada variable (tabla 11), y se observa la diferencia del valor obtenido en la media de los profesores (3190.45) y la de profesores con grado de doctor (607.02), lo que da cuenta de la necesidad que hay en las instituciones de que el personal docente aumente su grado de escolaridad. En el caso de los profesores, se observa una gran dispersión en los datos, ya que se tuvo una desviación estándar de 4549.42. En cuanto al financiamiento también se observa una gran dispersión en los datos con una desviación estándar de 5208.195 millones de pesos entre los diferentes valores obtenidos por cada universidad. En relación con la matrícula de los alumnos del doctorado, su media fue de 454 alumnos y su desviación estándar de 938. Respecto a los profesores con la distinción del SNI, su media fue de 373 profesores y su desviación estándar de 663. Por lo que se refiere a las publicaciones de los artículos con indexación, el comportamiento fue similar al SNI, con una media de 309.5 artículos y una desviación estándar de 621.38, lo cual podría indicar que los profesores que se encuentran en

el SNI son los que están publicando. Por último, se observa en la media de los graduados de doctorado que son pocos los alumnos que se están titulando.

Tabla 11. Estadísticos descriptivos

<i>VARIABLES</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación est.</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>
Profesores	3190.45	4549.42	162	28311
Matrícula	453.80	938.22	7	5883
Financiamiento	3293.87	5208.195	428.42	32006.8
Profesores con doctorado	607.02	677.49	84	3903
SNI	373.33	662.638	41	4202
Artículos	309.5	621.38	3	3857
Graduados	57.54	136.6131	0	867

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con STATA.

Resultados de la medición de eficiencia con el modelo DEA-network

En los resultados se encuentra que durante el periodo en estudio, el nodo más eficiente fue el de la enseñanza ya que obtuvo en promedio un valor de 63%, y que sobresalieron en este sistema la Universidad Nacional Autónoma de México, El Colegio de México, y el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, que tuvieron un valor óptimo (fueron eficientes ya que tuvieron un valor de 1) en los tres años considerados. Mientras que la Universidad Autónoma de Baja California fue la que tuvo el nivel más bajo en este indicador en promedio en los años revisados (tabla 12).

Tabla 12. Modelo *network* en las universidades de México, 2008-2016: nodo enseñanza

<i>DMU</i>	<i>Universidades</i>	<i>2008</i>	<i>2012</i>	<i>2016</i>
U01	Universidad Nacional Autónoma de México	1	1	1
U02	Universidad de Guadalajara	1	0.578	1
U03	Universidad Autónoma de Nuevo León	1	0.763	0.918
U04	Universidad Juárez Autónoma de Tabasco	1	1	0.827
U05	Universidad de Sonora	1	0.405	0.791
U06	Universidad Autónoma de San Luis Potosí	1	0.679	0.557
U07	Universidad Autónoma de Chiapas	1	0.328	0.704
U08	Universidad Juárez del Estado de Durango	1	0.458	0.72
U09	Universidad de Colima	1	0.622	0.345
U10	Universidad Autónoma de Guerrero	1	0.664	0.406
U11	Universidad Autónoma de Nayarit	1	0.41	0.632
U12	Universidad Autónoma de Yucatán	1	0.697	0.861

Tabla 12. Modelo *network* en las universidades de México, 2008-2016: nodo enseñanza (Continuación)

<i>DMU</i>	<i>Universidades</i>	<i>2008</i>	<i>2012</i>	<i>2016</i>
U13	Universidad Autónoma de la Ciudad de México	1	0.675	1
U14	Universidad Autónoma de Chapingo	1	0.748	0.351
U15	Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN	1	1	1
U16	Universidad Autónoma de Baja California Sur	1	0.935	0.342
U17	Colegio de Posgraduados	1	0.872	0.69
U18	El Colegio de México	1	1	1
U19	Universidad de Quintana Roo	0.898	0.959	1
U20	Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca	0.869	1	0.552
U21	Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo	0.72	1	0.961
U22	Universidad Autónoma de Tamaulipas	0.69	0.553	0.164
U23	Universidad Autónoma de Ciudad Juárez	0.659	0.404	0.633
U24	Benemérita Universidad Autónoma de Puebla	0.64	0.67	0.48
U25	Instituto Tecnológico de Sonora	0.548	0.352	0.791
U26	Universidad Pedagógica Nacional	0.54	0.13	0.1
U27	Universidad Autónoma de Coahuila	0.51	0.294	0.329
U28	Universidad Veracruzana	0.509	0.412	0.507
U29	Universidad Autónoma de Sinaloa	0.48	0.42	0.33
U30	Universidad Autónoma Metropolitana	0.36	0.51	0.52
U31	Instituto Politécnico Nacional	0.315	0.725	0.436
U32	Universidad Autónoma de Aguascalientes	0.282	0.511	0.34
U33	Universidad Autónoma del Estado De Morelos	0.24	0.614	0.482
U34	Universidad Autónoma del Estado de México	0.21	0.45	0.87
U35	Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo	0.2	0.72	0.42
U36	Universidad Autónoma de Chihuahua	0.1	0.42	0.36
U37	Universidad Autónoma de Zacatecas	0.099	0.561	0.238
U38	Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro	0.091	0.746	0.496
U39	Universidad Autónoma de Baja California	0.090	0.3	0.24
U40	Universidad Autónoma de Querétaro	0.090	0.365	0.824
U41	Universidad de Guanajuato	0.060	0.316	0.707
U42	Universidad Autónoma de Tlaxcala	0.057	0.522	1
	Promedio	0.649	0.614	0.617

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con la metodología DEA.

Por lo que respecta al nodo de investigación su promedio de eficiencia fue del 40%, y solo fueron eficientes la Universidad Nacional Autónoma de México y el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN para los tres años en estudio. En contraste, la Universidad Autónoma de Guerrero fue la del nivel más bajo (tabla 13).

Es importante destacar que tanto la Universidad Nacional Autónoma de México como el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN fue-

ron eficientes en los tres años y en ambos nodos (enseñanza e investigación). En tanto que la Universidad Autónoma de Baja California Sur, la Universidad Autónoma Metropolitana, la Universidad Autónoma del Estado de Morelos, la Universidad de Guanajuato y la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo tuvieron valores de eficiencia en el nodo de investigación por encima del nodo de enseñanza.

Tabla 13. Modelo *network* en las universidades de México, 2008-2016: nodo investigación

<i>DMU</i>	<i>Universidades</i>	2008	2012	2016
U01	Universidad Nacional Autónoma de México	1	1	1
U02	Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN	1	1	1
U03	Universidad Autónoma de Baja California Sur	1	0.97	0.94
U04	Universidad Autónoma Metropolitana	0.998	0.736	0.811
U05	Instituto Tecnológico de Sonora	0.855	0.525	0.497
U06	Universidad Juárez del Estado de Durango	0.854	0.587	0.394
U07	Universidad Autónoma del Estado de Morelos	0.825	0.488	0.564
U08	El Colegio de México	0.746	1	1
U09	Universidad de Guanajuato	0.672	0.416	0.426
U10	Universidad de Sonora	0.587	0.269	0.417
U11	Universidad Autónoma de Chiapas	0.578	0.358	0.394
U12	Colegio de Posgraduados	0.532	0.54	0.63
U13	Universidad de Guadalajara	0.500	0.236	0.401
U14	Instituto Politécnico Nacional	0.500	0.235	0.366
U15	Universidad Autónoma de San Luis Potosí	0.427	0.374	0.607
U16	Universidad de Quintana Roo	0.422	0.325	0.133
U17	Universidad Autónoma del Estado de México	0.408	0.253	0.401
U18	Universidad Autónoma de Yucatán	0.406	0.223	0.401
U19	Universidad Autónoma de Baja California	0.395	0.205	0.336
U20	Benemérita Universidad Autónoma de Puebla	0.383	0.229	0.276
U21	Universidad de Colima	0.367	0.123	0.359
U22	Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo	0.358	0.649	0.402
U23	Universidad Autónoma de Nuevo León	0.318	0.276	0.403
U24	Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo	0.316	0.323	0.472
U25	Universidad Autónoma de Zacatecas	0.307	0.117	0.348
U26	Universidad Autónoma de Querétaro	0.292	0.213	0.517
U27	Universidad Veracruzana	0.272	0.190	0.263
U28	Universidad Autónoma de Ciudad Juárez	0.236	0.073	0.411
U29	Universidad Autónoma de Chapingo	0.220	0.063	0.241
U30	Universidad Autónoma de la Ciudad de México	0.214	0.113	0.544
U31	Universidad Juárez Autónoma de Tabasco	0.183	0.098	0.317
U32	Universidad Autónoma de Tlaxcala	0.179	0.099	0.766
U33	Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro	0.174	0.04	0.56
U34	Universidad Autónoma de Sinaloa	0.173	0.058	0.140

Tabla 13. Modelo *network* en las universidades de México, 2008-2016:
nodo investigación (Continuación)

<i>DMU</i>	<i>Universidades</i>	2008	2012	2016
U35	Universidad Autónoma de Chihuahua	0.167	0.082	0.365
U36	Universidad Autónoma de Aguascalientes	0.122	0.020	0.515
U37	Universidad Pedagógica Nacional	0.112	0.102	0.652
U38	Universidad Autónoma de Tamaulipas	0.086	0.044	0.165
U39	Universidad Autónoma de Nayarit	0.065	0.104	0.339
U40	Universidad Autónoma de Coahuila	0.061	0.055	0.214
U41	Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca	0.055	0.097	0.468
U42	Universidad Autónoma de Guerrero	0.025	0.012	0.183
	Promedio	0.414	0.308	0.468

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con la metodología DEA.

En el modelo dinámico, los resultados muestran que, al inicio del periodo en 2008, existe un grado de eficiencia de 51.4%. Para 2012, la eficiencia se reduce pero no de manera significativa, ubicándose en 50.7%. Mientras que para el 2016 se tiene un incremento importante situándose en 57.9%. Este último caso se explica por el impacto positivo que se tuvo sobre todo en el área de investigación en la mayoría de las universidades del país (tabla 14).

Tabla 14. Modelo dinámico en las universidades de México

		2008	2012	2016
U01	Universidad Nacional Autónoma de México	1	1	1
U02	Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN	1	1	1
U03	El Colegio de México	0.872	1	1
U04	Universidad de Sonora	0.793	0.337	0.603
U05	Universidad Autónoma de Chiapas	0.789	0.342	0.548
U06	Colegio de Posgraduados	0.766	0.7057	0.659
U07	Universidad de Guadalajara	0.750	0.407	0.700
U08	Universidad Autónoma de San Luis Potosí	0.713	0.526	0.581
U09	Universidad Autónoma de la Ciudad de México	0.704	0.463	0.700
U10	Universidad Autónoma de Yucatán	0.703	0.459	0.630
U11	Universidad de Colima	0.683	0.372	0.352
U12	Universidad Autónoma Metropolitana	0.678	0.623	0.665
U13	Universidad de Quintana Roo	0.659	0.641	0.566
U14	Universidad Autónoma de Nuevo León	0.659	0.519	0.660
U15	Universidad Autónoma de Chapingo	0.609	0.405	0.296
U16	Universidad Juárez Autónoma de Tabasco	0.591	0.549	0.571
U17	Universidad Autónoma de Baja California Sur	0.566	0.788	0.726
U18	Universidad Autónoma del Estado de Morelos	0.532	0.550	0.523
U19	Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo	0.517	0.661	0.716

Tabla 14. Modelo dinámico en las universidades de México (Continuación)

		2008	2012	2016
U20	Universidad Autónoma de Guerrero	0.512	0.338	0.294
U21	Benemérita Universidad Autónoma de Puebla	0.511	0.449	0.378
U22	Universidad Juárez del Estado de Durango	0.491	0.825	0.651
U23	Universidad Autónoma de Baja California	0.475	0.595	0.666
U24	Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca	0.462	0.548	0.509
U25	Universidad Autónoma de Chihuahua	0.461	0.456	0.657
U26	Universidad Autónoma de Ciudad Juárez	0.44	0.238	0.522
U27	Instituto Politécnico Nacional	0.407	0.479	0.400
U28	Universidad Veracruzana	0.390	0.3010	0.385
U29	Universidad Autónoma de Tlaxcala	0.365	0.812	0.749
U30	Universidad de Guanajuato	0.365	0.3655	0.566
U31	Universidad Autónoma de Sinaloa	0.326	0.2390	0.235
U32	Universidad Pedagógica Nacional	0.326	0.116	0.375
U33	Universidad Autónoma de Aguascalientes	0.316	0.523	0.624
U34	Universidad Autónoma del Estado de México	0.309	0.351	0.635
U35	Universidad Autónoma de Nayarit	0.297	0.624	0.819
U36	Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo	0.279	0.684	0.411
U37	Instituto Tecnológico de Sonora	0.249	0.286	0.502
U38	Universidad Autónoma de Tamaulipas	0.226	0.289	0.540
U39	Universidad Autónoma de Coahuila	0.226	0.401	0.429
U40	Universidad Autónoma de Zacatecas	0.203	0.339	0.293
U41	Universidad Autónoma de Querétaro	0.191	0.289	0.670
U42	Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro	0.132	0.3941	0.529
	Promedio	0.514	0.507	0.579

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con la metodología DEA.

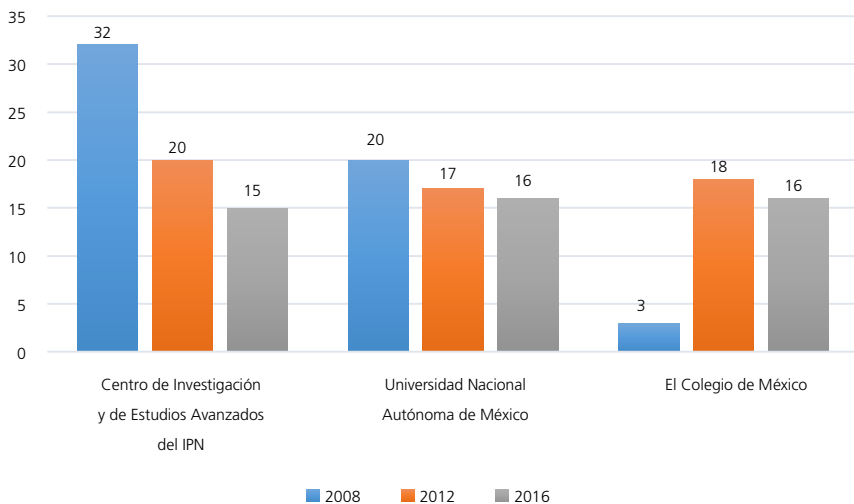
Análisis de *benchmarking*

Benchmarking (evaluación comparativa) es un proceso por medio del cual se realiza una comparación de rendimiento entre DMUS pares y así determinar las posiciones relativas de cada DMU, estableciendo un estándar de excelencia a partir del modelo DEA empleado. Puede obtenerse para toda unidad ineficiente un punto de proyección sobre la frontera eficiente que represente a una unidad eficiente. La unidad o unidades implicadas en la construcción de dicha unidad eficiente constituirán el conjunto de referencia de la unidad evaluada y calificada como ineficiente (Zhu, 2009). La importancia de este análisis consiste en que se puede determinar para toda unidad ineficiente una unidad que le sirva de proyección para ser eficiente.

Por lo que se refiere al análisis de *benchmarking*, en la gráfica 2 se muestra el número de veces que fueron tomadas como referencia las universidades eficientes de aquellas unidades que fueron ineficientes. Para 2008 y 2012, el

Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN fue referente mayor número de veces (32 y 20, respectivamente); y para 2016, la Universidad Nacional Autónoma de México y El Colegio de México fueron las instituciones que se tomaron como referencia mayor número de veces (16) por las unidades ineficientes. Esto porque, con excepción de El Colegio de México, tanto en el nodo de enseñanza como en el de investigación para todos los años considerados se tuvo un valor de 1, y fueron las únicas instituciones eficientes durante todo el periodo en estudio. El Colegio de México solo fue ineficiente en el nodo de investigación para el año 2008.

Gráfica 2. Análisis *benchmarking*



Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con la metodología DEA.

Análisis de holguras

Se llevó a cabo también un análisis de holguras (*slacks*) (tabla 15), el cual permite identificar la ineficiencia de cada una de las variables e indica donde se puede realizar la reducción en algún *input* o incremento en algún *output* para lograr que sea eficiente. Se instrumentó este análisis para el modelo DEA con rendimientos variables para 2016, y los resultados obtenidos indican que las universidades no están aprovechando adecuadamente sus *inputs*: profesores, matrícula y financiamiento. En particular el *input* financiamiento fue el que presentó mayor problema en 38 universidades, indicando que con menos fi-

nanciamiento obtendrían la cantidad de graduados, artículos publicados y profesores en el SNI que actualmente reportan, es decir, no están aprovechando eficientemente el financiamiento. La Universidad de Sinaloa es la que presenta el mayor problema en este indicador, ya que tuvo un valor en su holgura de -8692 millones de pesos. El siguiente *input* con problemas es la matrícula, y específicamente la Universidad Autónoma Metropolitana es la que tuvo el valor de holgura más alto con -757 alumnos. Por último, está el *input* profesores, el cual fue el que obtuvo los mejores resultados en el análisis de holguras, en este *input* solamente siete universidades presentaron problemas, sobre todo la Universidad Autónoma del Estado de México. En cuanto a los *ouputs*, el indicador con mayor ineficiencia fue el de artículos publicados, por lo que cada una de las universidades debe de aumentar las publicaciones en los términos establecidos en la tabla 15 para ser eficientes —la Universidad Autónoma Metropolitana es la que más publicaciones debe aumentar (794)—. Por último, la variable de enlace —profesores con doctorado— es la que la mayoría de las universidades debe atender, en este caso, la Universidad Autónoma Metropolitana es la que requiere el mayor incremento de profesores con grado de doctor (1277) para ser eficiente.

Tabla 15. Análisis de holguras (*slacks*)

<i>Universidad</i>	<i>Prof.</i>	<i>Matr.</i>	<i>Finan.</i>	<i>(SNI)</i>	<i>Art.</i>	<i>Grad.</i>	<i>Prof-Doc</i>
Universidad Nacional Autónoma de México	0	0	0	0	0	0	0
Instituto Politécnico Nacional	0	-719	-8692	0	308	0	416
Universidad de Guadalajara	0	0	-5831	0	288	0	0
Universidad Veracruzana	0	-201	-3359	0	239	0	727
Universidad Autónoma De Nuevo León	0	-65	-3779	0	261	0	224
Universidad Autónoma Metropolitana	0	-757	-1118	0	794	0	1277
Universidad Autónoma de Baja California	0	-404	-1800	0	71	0	346
Universidad Autónoma del Estado De México	-1428	-53	-2046	0	397	0	206
Universidad Pedagógica Nacional	-170	-184	-252	0	23	0	865
Benemérita Universidad Autónoma de Puebla	0	-189	-3821	0	282	0	494
Universidad Autónoma de Chihuahua	-372	-91	-910	10	0	0	223
Universidad Autónoma de Sinaloa	0	-152	-4449	0	0	0	632
Universidad Michoacana de San Nicolás De Hidalgo	0	-216	-1607	0	140	0	357
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco	0	-39	-1178	0	0	0	204
Universidad Autónoma del Estado De Hidalgo	-571	-5	-890	0	11	0	172
Universidad Autónoma de Tamaulipas	0	-144	-2562	0	0	0	225
Universidad de Guanajuato	0	-105	-1413	0	103	0	254
Universidad de Sonora	0	-49	-1207	0	37	0	243
Universidad Autónoma de Querétaro	0	-41	-752	0	10	0	187
Universidad Autónoma de Coahuila	0	-178	-1907	0	0	0	161
Universidad Autónoma de San Luis Potosí	0	-182	-764	0	82	0	182

Tabla 15. Análisis de holguras (*slacks*)
(Continuación)

<i>Universidad</i>	<i>Prof.</i>	<i>Matr.</i>	<i>Finan.</i>	<i>(SNI)</i>	<i>Art.</i>	<i>Grad.</i>	<i>Prof-Doc</i>
Universidad Autónoma de Zacatecas	0	-92	-1140	0	0	0	373
Universidad Autónoma del Estado De Morelos	0	-266	-702	0	0	0	259
Universidad Autónoma de Chiapas	-33	-25	-774	0	0	0	231
Universidad Autónoma de Aguascalientes	0	-86	-478	0	0	0	101
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez	-72	-36	-844	0	0	0	185
Instituto Tecnológico de Sonora	-64	-9	-502	34	0	0	63
Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca	0	-11	-511	19	8	0	24
Universidad Juárez del Estado De Durango	0	-47	-832	13	0	0	102
Universidad Autónoma de Tlaxcala	0	0	-155	0	0	0	0
Universidad de Colima	0	-72	-1058	0	0	0	218
Universidad Autónoma de Guerrero	0	-46	-2195	0	0	0	194
Universidad Autónoma de Nayarit	0	-10	-979	0	0	0	35
Universidad Autónoma de Yucatán	0	-12	-1102	0	0	0	79
Universidad Autónoma de la Ciudad de México	0	0	-470	17	0	0	0
Universidad Autónoma Chapingo	0	-115	-1774	0	0	8	175
Centro De Investigación y de Estudios Avanzados del IPN	0	0	0	0	0	0	0
Universidad Autónoma de Baja California Sur	0	-33	-29	14	0	1	3
Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro	0	-30	-369	22	0	0	78
Colegio de Posgraduados	0	-167	-474	0	0	30	108
El Colegio de México	0	0	0	0	0	0	0
Universidad de Quintana Roo	0	0	0	0	0	0	0

Fuente: Elaboración propia con base en los datos obtenidos con la metodología DEA.

Discusión de resultados

La eficiencia en las universidades ha sido analizada por diversos investigadores de una manera global a través de diversas metodologías. Sin embargo, los trabajos realizados aplicando un modelo *network* para indagar lo que sucede dentro de la caja negra en cada uno de los sistemas son muy reducidos.

Xiaoxia & Deng (2016) realizan una evaluación de eficiencia utilizando un modelo DEA *network* de 36 universidades de Australia para el periodo 2011-2015 considerando dos nodos: el área de la enseñanza y el de la investigación. En los resultados encuentran que la mayoría de las universidades australianas tienen niveles de eficiencia más altos en el área de la investigación que en el de la enseñanza. Si bien es cierto que los resultados que se exponen en el presente trabajo dan cuenta también de un análisis de eficiencia con DEA *network* para estos dos nodos —enseñanza e investigación— el trabajo difiere en tres aspectos: el primero es que, además de calcular la eficiencia *network*,

también se lleva a cabo un modelo dinámico, vinculando cada periodo con variables de enlace; el segundo es que en la mayoría de las universidades estudiadas para México la eficiencia del nodo de la enseñanza estuvo por encima del de la investigación, y, por último, las variables utilizadas por los autores difieren en algunos puntos del trabajo que nosotros presentamos en el cuarto apartado, ya que ellos utilizan como *inputs* para el nodo de enseñanza: financiamiento, personal administrativo, profesores y matrícula de estudiantes del doctorado, y como *output*: alumnos con estudios terminados sin obtención de grado (y es esta la variable de enlace). Mientras que para el nodo de investigación utilizan como *inputs* el equipo de investigadores y los gastos de los investigadores, y como *outputs* el financiamiento para la investigación y alumnos graduados.

De igual manera, Saniee & Safi (2013) proponen un modelo *network* con dos nodos: la enseñanza y la producción en la investigación en las universidades de Irán, observándose un mayor nivel de eficiencia en la calidad de la enseñanza. Las variables utilizadas por estos autores para el nodo de enseñanza son, como *inputs*, asistentes de profesores y profesores, y como *outputs* el número de estudiantes graduados de maestría y doctorado (variable de enlace). En tanto que para el nodo de investigación utilizan como *inputs* el personal de investigadores, y como *outputs* el número de investigadores premiados, así como el número de publicaciones. Respecto a los resultados del modelo *network* desarrollado en este estudio, también consideran los nodos de enseñanza y de investigación, aunque diferenciándose en que, en nuestro caso, se trabaja un modelo dinámico. No obstante, en ambos estudios la eficiencia en el nodo de la enseñanza fue mayor al de la investigación.

Johns (2013) realiza un análisis *network* de las universidades del Reino Unido con los nodos de enseñanza e investigación. En él incluye la satisfacción del alumno como producto para poder determinar de forma acertada la calidad de la enseñanza, indicador que no se había discutido en estudios anteriores. Sus resultados muestran que la mayoría de las universidades fueron más eficientes en el nodo de la enseñanza, igual que en el presente trabajo, pero diferenciándose en el modelo dinámico que se implementa aquí y en las variables utilizadas.

Por último, Despotis, Koronakos & Sotiros (2015) analizan la eficiencia, pero solo del área de investigación en las universidades de Grecia a partir de los nodos o sistemas de la productividad de la investigación de los profesores, para lo cual utilizan como *inputs* el tiempo empleado en la investigación y el salario, y como *outputs* las publicaciones (variable de enlace). Y para el segundo nodo contemplan el impacto de la investigación con el *input* publicaciones y como *outputs* las citas y los logros del investigador (nombramiento de director

de revista, miembro de comité editorial o reconocimiento del trabajo de investigación). Como resultados, obtienen que el nodo dos, es decir, el impacto de la investigación, consiguió los niveles más altos de eficiencia sin llegar al valor óptimo. La diferencia con el trabajo desarrollado en esta investigación se encuentra en los nodos que son diferentes, así como en la aplicación del modelo dinámico.

Otra diferencia de la presente investigación respecto a los trabajos revisados es que los autores obtienen resultados por nodos, pero no hay una discusión sobre las variables que causan la mayor o menor ineficiencia, como sí sucede en este artículo (véase el apartado sobre el análisis de holguras). En esta investigación se pudo observar que el financiamiento es el indicador con mayor problema de eficiencia en las universidades. Se observa también que el nodo más ineficiente fue el de investigación, esto es, que se requiere de la instrumentación de una política educativa orientada a fortalecer la investigación en las universidades mediante acciones que incrementen el número de profesores con grado de doctor, el número de profesores miembros del SNI y la publicación de artículos en revistas indexadas de alto nivel. Si bien en los trabajos de Saniee & Safi (2013) y Johns (2013) el nodo de investigación fue el más ineficiente, estos autores no plantean estrategias concretas para fortalecerlo.

En resumen, los diferentes investigadores que han realizado análisis de las universidades con estructura *network* no han utilizado un modelo dinámico, como aquí se presenta, para ver su evolución en el tiempo. Sin embargo, en todos los trabajos destaca que se debe fortalecer el nodo de la investigación por sus niveles de eficiencia muy bajos y porque es un área muy importante dentro de las universidades.

Conclusiones

En este artículo se ha revisado la eficiencia de las universidades en México durante el periodo 2008-2016, instrumentando un modelo DEA dinámico-*network*. El cálculo de la eficiencia se realizó para un modelo con rendimientos variables a escala y con orientación *output*. Como DMU se consideraron 42 universidades públicas en el país, con base en la disponibilidad de la información de los *inputs* y *outputs* seleccionados para este estudio.

Se comienza utilizando la técnica de análisis factorial de componentes principales. Posteriormente, se han calculado las dimensiones latentes con el criterio de la varianza y el gráfico de sedimentación, donde se tuvo la presencia de dos componentes. Después de realizar la rotación de factores, se agruparon los nodos de enseñanza e investigación.

En la construcción del modelo DEA *network*, se han contemplado los nodos identificados con el análisis factorial: la enseñanza y la investigación. Para el de enseñanza, los *inputs* fueron financiamiento, profesores y estudiantes de doctorado matriculados, y como *output* los profesores con grado de doctor, que a su vez se utilizó como variable de enlace con el siguiente nodo.

En el nodo de investigación se ha utilizado como *input* a los profesores con grado de doctor y como *outputs* a los doctores que formen parte del SNI y las publicaciones ISI. El *carry-over* para conectar un año con otro han sido los posgraduados, considerados como *input* para el siguiente periodo.

Para todos los años revisados durante el periodo de estudio, el sistema más eficiente fue el de la enseñanza. Aquí, la Universidad Nacional Autónoma de México, El Colegio de México y el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, fueron eficientes en los tres años. Mientras que, en el lado opuesto, se encuentra la Universidad Autónoma de Baja California con el valor más bajo.

Es en el nodo de investigación donde se tuvo una menor eficiencia en el periodo revisado. Sobresalen la Universidad Nacional Autónoma de México y el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, los cuales fueron eficientes para los tres años estudiados tanto para este nodo como para el de enseñanza. Por otro lado, la Universidad Autónoma de Guerrero fue la que tuvo el nivel más bajo de eficiencia en el nodo de investigación.

En el modelo dinámico, el año más eficiente fue 2016, cuando el valor fue de 57.9%, debido en mayor medida al incremento en la eficiencia en el nodo de investigación. Respecto al análisis de *benchmarking*, para 2008 y 2012, el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN fue la institución que se tomó como referencia mayor número de veces por parte de las universidades ineficientes. Mientras que, para 2012, fueron la Universidad Nacional Autónoma de México y El Colegio de México las más referenciadas.

La hipótesis que constituye el eje de este trabajo se cumple, ya que es la enseñanza el nodo que determina la eficiencia en las universidades públicas de México durante el periodo 2008-2016. Los resultados dan cuenta de la importancia de instrumentar estrategias en las universidades que conduzcan al fortalecimiento del área de investigación, buscándose con ello un impacto positivo en la calidad de la educación.

Finalmente, se pudo observar la importancia de realizar este tipo de estudios, ya que como muestra el enfoque teórico de capital humano, los individuos invierten en sus conocimientos, habilidades y destrezas. Por lo tanto, si la oferta educativa por parte de las universidades se lleva a cabo de manera eficiente, se tendrá como resultado un capital humano con mejores habilidades, y por consiguiente, con una mayor productividad, lo cual cabría esperar que impacte de manera positiva en su nivel de vida.

Referencias

- Abbott, M. & Doucouliagos, C. (2009). Competition and efficiency: Overseas students and technical efficiency in Australian and New Zealand universities. *Education Economics*, 17(1), 31-57.
- Agasisti, T. & Belfield, C. (2014). *Efficiency in the community college sector: Stochastic frontier analysis*. (Community College Research Center Working Paper, no. 69). Nueva York, N.Y: Columbia University.
- Agasisti, T. & Pérez-Esparrells, C. (2010). Comparing efficiency in a cross-country perspective: The case of Italian and Spanish state universities. *Higher Education*, 59(1), 85-103.
- Alcaraz-Ochoa, D. & Bernal-Domínguez, D. (2017). Evaluación de la eficiencia técnica de las universidades públicas estatales (UPE) del noroeste de México mediante análisis envolvente de datos (DEA). *Nova Scientia*, 9(19), 393-410. doi:<https://dx.doi.org/10.21640/ns.v9i19.854>
- Angulo, G., Quejada, R. & Yáñez, M. (2012). Educación, mercado de trabajo y satisfacción laboral: el problema de las teorías del capital humano y señalización de mercado. *Revista de la Educación Superior*, 41(163), 51-66. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-27602012000300002&lng=es&tlng=es
- Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior (ANUIES). (2017). *Información Estadística de Educación Superior*. Recuperado el 20 de septiembre de 2017, de <http://www.anui.es/informacion-y-servicios/informacion-estadistica-de-educacion-superior>
- Aubyn, M., Pina, A., García, F. & Pais, J. (2009). *Study on the efficiency and effectiveness of public spending on tertiary education*. (Economic Papers, no. 390). Bruselas: Economic and Financial Affairs/European Commission.
- Banker, R., Charnes, A. & Cooper, W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092.
- Becker, G. S. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. University of Illinois at Urbana-Champaign's Academy for Entrepreneurial Leadership Historical Research Reference in Entrepreneurship. Recuperado de <https://ssrn.com/abstract=1496221>
- Becker, G. S. (1962). Investment in human capital: A theoretical analysis. *Journal of Political Economy*, 70(5), 9-49.

- Bogetoft, P., Färe, R., Grosskopf, S., Hayes, K. & Taylor, L. (2009). Dynamic network DEA: An illustration. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 52(2), 147-162.
- Burgos, B. & López, K. (2010). La situación del mercado laboral de profesionistas. *Revista de la Educación Superior*, 39(4), 19-33.
- Coll, V. & Blasco, O. (2006). *Evaluación de la eficiencia mediante el análisis envolvente de datos: Introducción a los modelos básicos*. Valencia, España: Universidad de Valencia/Eumed.
- Cook, W., Liang, L. & Zhu, J. (2010). Measuring performance of two-stage network structures by DEA: A review and future perspective. *Omega*, 38(6), 423-430.
- Cunha, M. & Rocha, V. (2012). *On the efficiency of public higher education institutions in Portugal: An exploratory study*. (FEP Working Papers, no. 468). Porto, Portugal: Universidade do Porto.
- Charnes, A., Cooper, W. & Rhodes, E. (1978). Measurement the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, (2), 429-444.
- Chuanyi, W., Xiaohong, W. & Shikui, Z. (2016). The relative efficiencies of research universities of science and technology in China: Based on the data envelopment analysis and stochastic frontier analysis. *Eurasia Journal of Mathematics, Science & Technology Education*, 12(10), 2753-2770.
- Despotis, D., Koronakos, G. & Sotiros, D. (2015). A multi-objective programming approach to network DEA with an Application to the assessment of the academic research activity. *Procedia Computer Science*, (55), 370-379.
- Durkheim, E. (1975). *Educación y Sociología*. Barcelona: Península.
- Estudio Comparativo de Universidades Mexicanas (ECUEM). (2017). Explorador del ECUM (EX-ECUM). Recuperado el 10 de agosto de 2017, de <http://www.execum.unam.mx/>
- Färe, R. & Grosskopf, S. (2000). Network DEA. *Socio-Economic Planning Sciences*, (34), 35-49.
- Färe, R. & Grosskopf, S. (1996). *Intertemporal production frontiers: With dynamic DEA*. Boston: Kluwer Academic Publisher.
- Farrell, M. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*. (Serie A, 120, Part III), 253-267.
- Freeman, J. (1975). Political organization in the feminist movement. *Acta Sociologica*, 18(2-3), 222-244. doi:<https://doi.org/10.1177/000169937501800208>

- Gorsuch, R. (1983). *Factor analysis*. Hillsdale, NJ.: Lawrence Erlbaum Associates.
- Gumport, P. (2007). *Sociology of higher education: Contributions and their contexts*. Baltimore: The John Hopkins University Press.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. & Black, W. (1999). *Análisis multivariante*, [Quinta ed.]. Madrid: Prentice Hall Iberia.
- Harbison, F. & Myers, Ch. (1964). *Education, manpower, and economic growth: Strategies of human resource development*. Nueva York: McGraw-Hill.
- Johns, G. (2013). Efficiency in English higher education institutions revised: A network approach. *Economics Bulletin*, 33(4), 2698-2704.
- Johnes, J. & Yu, L. (2008). Measuring the performance of Chinese higher education institutions using data envelopment analysis. *China Economic Review*, 19(4), 679-696. doi:10.1016/j.chieco.2008.08.004
- Kaiser, H. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23(3), 187-200.
- Kao, C. & Hwang, S. (2009). Efficiency measurement for network systems: IT impact on firm performance. *Decision Support Systems*, 48(3). doi:10.1016/j.dss.2009.06.002
- Kim, M., Lee, I. & Oh, S. (2016). Measuring efficiencies of higher education using DEA. *International Journal of u- and e- Service, Science and Technology*, 9(5), 321-328.
- Kim, J. O. & Mueller, C. W. (1978). *Introduction to factor analysis: What it is and how to do it*. Estados Unidos: Sage.
- Kline, P. (1994). *An easy guide to factor analysis*. Estados Unidos: Routledge.
- Lewis, H. & Sexton, T. (2004). Network DEA: Efficiency analysis of organizations with complex internal structure. *Computers & Operations Research*, 31(9), 1365-1410.
- Meng, W., Zhang, D., Qi, L. & Liu, W. (2008). Two-level DEA approaches in research evaluation. *Omega*, (36), 950-957.
- Meyer, J. (1972). The effects of the institutionalization of colleges in society. En K. A. Feldman (Ed.), *College and student: Selected readings in the social psychology of higher education* (pp. 109-126). Nueva York: Pergamon Press.

- Meza, L., Correia, J. C., Figueiredo, S. & Moreno, P. (2018). Evaluation of post-graduate programs using a network data envelopment analysis model. *DYNA*, 85(204), 83-90.
- Navarro Chávez, J. C. L., Gómez Monge, R. & Torres Hernández, Z. (2016). Las universidades en México: una medida de su eficiencia a través del análisis de la envolvente de datos con *bootstrap*. *Acta Universitaria*, 26(6), 60-69. doi:<https://dx.doi.org/10.15174/au.2016.911>
- Nemota, J. & Gota, M. (2003). Measuring dynamic efficiency in production: An application of data envelopment analysis to Japanese electric utilities. *Journal of Productivity Analysis*, (19), 191-210.
- Nemota, J. & Goto, M. (1999). Dynamic data envelopment analysis: Modeling intertemporal behavior of a firm in the presence of productive inefficiencies. *Economic Letters*, (64), 51-56.
- Parteka, A. & Wolszczak-Derlacz, J. (2013). Dynamics of productivity in higher education: Cross-European evidence based on bootstrapped Malmquist indices. *Journal of Productivity Analysis*, 40(1), 67-82.
- Pérez-Fuentes, D. & Castillo-Loaiza, J. (2016). Capital humano, teorías y métodos: importancia de la variable salud. *Economía, Sociedad y Territorio*, 16(52), 651-673. Recuperado el 20 de enero de 2017, de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-84212016000300651&lng=es&tlng=es
- Pietrzak, M., Pietrzak, P. & Baran, J. (2016). Efficiency assessment of public higher education with the application of data envelopment analysis: The evidence from Poland. *Online Journal of Applied Knowledge Management*, 4(2). Recuperado el 20 de enero del 2017, de http://www.iiakm.org/ojakm/articles/2016/volume4_2/OJAKM_Volume4_2pp59-73.pdf
- Psacharopoulos, G. (1973). *Returns to investment in education. A global update*. (Working Papers, no. WPS1067). Education and Employment. Washington, D.C.: World Bank.
- Purohit, B. (2015). *Efficiency in education sector: A case of Rajasthan State (India)*. (Working Paper, no. 121/2015). Chennai, India: Madras School of Economics. Recuperado el 22 de enero de 2017, de <http://www.mse.ac.in/wp-content/uploads/2016/09/Working-Paper-121.pdf>
- Ramzi, S. & Ayadi, M. (2016). Assessment of universities efficiency using data envelopment analysis: Weights restrictions and super-efficiency measure. *Journal of Applied Management and Investments*, 5(1), 40-58.
- Rodríguez, R. (1996). *Educación superior y desigualdad social. Un estudio sobre las determinaciones sociales y académicas de las trayectorias escolares en la Universidad Nacional Autónoma de Mé-*

- xico. Tesis de doctorado en Ciencias Sociales, Centro de Estudios Sociológicos, El Colegio de México, México.
- Salazar, A. (2014). The efficiency of education expenditure in Latin America and lessons for Colombia. *Revista de Desarrollo y Sociedad*, (74), 19-67. doi:<https://doi.org/10.13043/dys.74.1>
- Saniee, M. & Safi, M. (2013). Network DEA: An application to analysis of academic performance. *Journal of Industrial Engineering International*, (9). doi:<https://doi.org/10.1186/2251-712X-9-15>
- Schultz, T. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1-17. Recuperado el 22 de enero de 2017, de <http://www.jstor.org/stable/1818907>
- Selim, S. & Bursalolu, S. (2015). Efficiency of higher education in Turkey: A bootstrapped two-stage DEA approach. *International Journal of Statistics and Applications*, 5(2), 56-67.
- Sengupta, J. K. (1999). A dynamic efficiency model using data envelopment analysis. *International Journal of Production Economics*, (62), 209-218.
- Sengupta, J. K. (1997). Persistence of dynamic efficiency in Farrell models. *Applied Economics*, 29(5), 665-671.
- Sengupta, J. K. (1992). Non-parametric approaches to dynamic efficiency: A Non-parametric application of cointegration for production frontiers. *Applied Economics*, 24(2), 153-159.
- Sexton, T. & Lewis, H. (2003). Two-stage DEA: An application to major league baseball. *Journal of Productivity Analysis*, (19), 227-249.
- Stiglitz, J. (1975). The theory of “screening”, education, and the distribution of income. *The American Economic Review*, 65(3), 283-300. Recuperado el 22 de enero de 2017, de <http://www.jstor.org/stable/1804834>
- Stoica, M. (2016). Efficiency of teaching and research activities in Romanian universities: an Order-Alpha partial frontiers approach. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 5(4). Recuperado el 25 de enero de 2017, de <http://www.ecocyb.ase.ro/nr20164/11%20-%20Stoica%20Madalina,%20final.pdf>
- Thanassoulis, E. (2001). *Introduction to the theory and application of Data Envelopment Analysis: A foundation text with integrated software*. Birmingham, Inglaterra: Springer.
- Titus & Eagan (2016). Examining production efficiency in higher education: The utility of stochastic frontier analysis. En M. Paulsen (Ed.), *Higher education: Handbook of theory and research* (Vol. 31, pp. 441-512). Cham: Springer.

- Tone, K. & Tsutsui, M. (2014). Dynamic DEA with Network Structure: A slacks-based measure approach. *Omega*, 42(1), 124-131.
- Tone, K. & Tsutsui, M. (2010). Dynamic DEA: a slacks-based measure approach. *Omega*, 38(3-4), 45-156.
- Tone, K. & Tsutsui, M. (2009). *Application of network DEA model to vertically integrated electric utilities*. (Discussion Paper, no. 07-03). Recuperado el 25 de enero de 2017, de <http://www.grips.ac.jp/r-center/wp-content/uploads/07-03.pdf>
- Trow, M. (1973). *Problems in the Transition from elite to mass higher education. research*. Berkeley, California: Carnegie Commission on Higher Education.
- Thurstone, L. (1947). *Multiple factor analysis*. Chicago: University of Chicago Press
- Veblen, T. (1965). *La teoría de la empresa de negocios*. Buenos Aires: Eudeba.
- Villalobos, G. & Pedroza, R. (2009). Perspectiva de la teoría del capital humano acerca de la relación entre educación y desarrollo económico. *Tiempo de Educar*, 10(20), 273-306.
- Visbal-Cadavid, D., Mendoza, A. & Quintero, I. (2019). Prediction of efficiency in Colombian higher education institutions with data envelopment analysis and neural networks. *Pesquisa Operacional*, 39(2). doi:<http://dx.doi.org/10.1590/0101-7438.2019.039.02.0261>
- Weber, M. (1946). *Essays in sociology*. Nueva York, USA: Oxford University Press.
- Xiaoxia, S. & Deng, S. (2016). *Data envelopment analysis of the efficiency of Australian universities: An empirical study*. PACIS 2016 Proceedings. Recuperado el 25 de enero de 2017, de <http://aisel.aisnet.org/pacis2016/206/>
- Zhu, J. (2009). *Quantitative models for performance evaluation and benchmarking. Data Envelopment Analysis with spreadsheets*, [Seg. ed.]. Boston: Springer.