

EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA DE LOS SISTEMAS REGIONALES DE INNOVACIÓN EN MÉXICO MEDIANTE EL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS (DEA)

*Cuitláhuac Valdez Lafarga*¹

*Jorge Inés León Balderrama*²

RESUMEN

Este trabajo tiene por objetivo realizar un ejercicio de medición/evaluación de la eficiencia técnica relativa de los sistemas de ciencia, tecnología e innovación de las entidades federativas de México, que para simplificar se han llamado Sistemas Regionales de Innovación (SRI). Para ello se emplea el método de análisis envolvente de datos (DEA) con información sobre indicadores de ciencia, tecnología e innovación disponibles para las 32 entidades federativas del país. Se construyeron seis modelos de producción, uno general que incluye todos los indicadores de *input* (insumo) y *output* (producto), así como cinco modelos alternos con enfoques en algún indicador en particular. Se realizó un análisis de clústeres con los resultados del análisis de eficiencia, identificándose cinco grupos distintivos, en base a los modelos de producción enfocados al *output*. Como un análisis adicional, se realizó un ranking por eficiencia mediante regresión logística binaria, con el fin de identificar las mejores prácticas y generar un instrumento de *benchmarking*. Finalmente, se discuten las limitaciones del estudio y las líneas de investigación que se desprenden de los resultados obtenidos.

Palabras clave

Sistemas regionales de innovación, eficiencia, DEA

¹ Doctor en Ciencias, Programa de Doctorado en Ciencias, Especialidad en Desarrollo Regional, Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo, A.C.; e-mail: cui.vadez@gmail.com

² Doctor en Ciencias Sociales; Profesor-Investigador Titular del Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo, A.C.; Tel. 662-2-892400, ext. 370; e-mail: jleon@ciad.mx

INTRODUCCIÓN

En la actualidad se ha revalorado el papel que juegan la ciencia, la tecnología y la innovación como determinantes del crecimiento económico y el desarrollo social de países y regiones. Al igual que otros países pertenecientes a la OCDE, en México las políticas públicas han venido privilegiando en los últimos años la consolidación del sistema nacional de ciencia, tecnología e innovación (OCDE, 2009). Sin embargo, la experiencia internacional ha demostrado la conveniencia de que estas políticas se construyan bajo un enfoque regional, dada la marcada disparidad que se observa a lo largo del país en términos de las capacidades y recursos para el desarrollo de las actividades de ciencia, tecnología e innovación (CTI).

La creciente acumulación de literatura concerniente a los sistemas regionales de innovación (SRI) es relativamente reciente. Los primeros estudios tuvieron un alcance limitado, ya que estaban dirigidos a regiones particulares (Braczyk et al., 1998) o componentes específicos de los sistemas (Koschatzky et al., 2001; Tödtling y Trippl, 2005; Díez, 2002). El reciente desarrollo de esta área de estudio implica que aún persisten un gran número de preguntas pendientes por abordar alrededor de las características, el funcionamiento y las políticas de los SRI. Una de estas asignaturas pendientes es la evaluación de la eficiencia y el desempeño de los SRI. Basados principalmente en el concepto de eficiencia técnica propuesto por Farrell (1957), varios métodos cuantitativos se han orientado a la medición de la eficiencia insumo/producto de diferentes unidades de estudio, entre ellas los SRI. Un ejemplo de estas metodologías es el Análisis Envolvente de Datos (DEA), cuya capacidad para medir la eficiencia relativa a partir de múltiples factores la ha hecho muy popular en el análisis de actividades del sector público. Estudios recientes han utilizado esta metodología para evaluar y contrastar la eficiencia innovativa de diversas naciones o regiones (Nasierowski y Arcelus, 2003; Guan et. al., 2006; Cullman et. al., 2010; Wang y Huang, 2007).

El objetivo de este estudio es explorar un método para evaluar el desempeño de los SRI mexicanos a partir del DEA. El estado actual de la literatura sobre el tema muestra una marcada carencia de estudios empíricos. Por otra parte, se espera despertar el interés por este tipo de estudios, los cuales pueden contribuir a la construcción y recopilación de mejores indicadores de innovación, así como el desarrollo de políticas de innovación enfocadas en factores específicos. Tomando las 32 entidades federativas mexicanas como modelo de SRI, a partir de una selección de variables apropiadas, y en bases a la disponibilidad de registros, se construyeron seis modelos de eficiencia; un modelo general que incluye todos los indicadores de *input* (insumo) y *output* (producto), así como cinco modelos alternos con enfoques en algún indicador en particular. Con el uso del DEA, se evaluó el nivel de eficiencia relativa de los 32 SRI, y se caracterizaron los sistemas mediante un análisis de clústeres realizado a partir de los resultados de eficiencia para dos modelos con enfoque en outputs. Adicionalmente, se realizó un *ranking* de los 32 SRI, utilizando los resultados de eficiencia de los seis modelos, mediante un análisis de regresión logística binaria.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. La segunda sección hace una revisión de la literatura alrededor de la importancia y forma de evaluar el desempeño de sistemas de innovación. Después, se presenta la metodología empleada en la medición de la eficiencia para las 32 entidades federativas, así como la metodología empleada para la generación del *ranking* de los sistemas. La cuarta sección muestra los resultados obtenidos y su discusión. Finalmente, se presentan las conclusiones con algunas implicaciones sobre los límites y alcances del presente trabajo, así como futuras líneas de investigación para el caso mexicano.

1. REVISIÓN DE LITERATURA

1.1 Antecedentes de la evaluación de la eficiencia de los SRI

Recientemente, la evaluación de los resultados producidos por los recursos invertidos en CTI se ha convertido en un tema importante para quienes toman decisiones. La literatura apunta hacia la importancia de los niveles y dinámicas del uso de recursos de I+D para el crecimiento económico (Guellec y van Pottelsberghe de la Potterie, 2004). Por lo tanto, el uso eficiente de este tipo de recurso acrecienta su importancia en un contexto de globalización. Por otro lado, se observa una mayor inversión de recursos públicos sobre los privados. Por ejemplo, el promedio del gasto en I+D de los países de la OCDE es de alrededor del 2.2% del PIB, mientras que el privado oscila alrededor del 1.5% (OCDE, 2007). Esta diferencia es todavía más marcada en países en vías de desarrollo. Esto crea la necesidad de justificar las inversiones a través del erario público en actividades que suponen un retorno positivo en términos de desarrollo económico, i.e., actividades de generación de innovación. Si bien se considera que una mayor cantidad de recursos invertidos en los procesos de los SI incrementa la competitividad de éstos, la eficiencia con que son utilizados estos recursos también toma importancia considerando su procedencia tanto pública como privada. Además, algunos han encontrado que no es evidente que las regiones con mayores recursos (valor agregado, PIB, etc.) son los más eficientes (Susiluoto, 2003).

Actualmente se sigue un enfoque más técnico, donde los SRI son considerados simples sistemas de input/output, con énfasis en la cantidad de recursos empleados. Sin embargo, este tipo de estudio también encuentra algunas dificultades: por una parte, la producción de los sistemas de innovación implica la relación de múltiples inputs y outputs, los cuales son cualitativamente heterogéneos (en ocasiones incluso inconmensurables), de relación no determinística y con outputs obtenidos sin una estructura fija de rezago en el tiempo de obtención con respecto al tiempo de utilización de los inputs (Bonaccorsi y Daraio, 2005); por

otra parte, la evaluación del desempeño basado en unos cuantos indicadores aislados puede producir resultados sesgados. En este sentido, la literatura apunta hacia una carencia en indicadores adecuados para realizar estudios comparativos y para profundizar en las características particulares de cada sistema (Den Hertog *et al.*, 1995).

A pesar de estas dificultades, una serie de metodologías cuantitativas, principalmente del área de la econometría y la estadística, se han adaptado para buscar medir la eficiencia de los sistemas de innovación en su producción de resultados. En este sentido, en años recientes se ha popularizado el uso de herramientas cuantitativas con un enfoque no paramétrico. Una de las ventajas de estas herramientas es que no requieren asumir una relación de causalidad entre los inputs y outputs en el contexto productivo. Además, el enfoque no paramétrico permite el manejo simultáneo de múltiples inputs y outputs (Martínez *et al.*, 2005). Las *fronteras de producción* son un caso no paramétrico particular basado en el involucramiento de datos de producción. Entre los métodos bajo este enfoque, el análisis envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés) es utilizado en una amplia gama de contextos. Esta metodología fue desarrollada por Charnes, Cooper y Rhodes (1978), y se basa en los principios de la teoría de programación lineal, con el objetivo de comparar el desempeño productivo entre unidades homogéneas, las cuales pueden ser compañías, universidades, hospitales, bancos, sistemas de transporte, etc. Para lograr tal objetivo, DEA se sustenta en el uso de indicadores de productividad (inputs y outputs) para calcular una medida de eficiencia de las unidades bajo estudio. Estos indicadores varían de acuerdo a la naturaleza de la unidad bajo estudio, y generalmente son definidos por quienes toman las decisiones dentro de la unidad productiva.

En DEA, las unidades bajo estudio se denominan Unidades de Toma de Decisión (DMU, por sus siglas en inglés). Una de las ventajas de esta metodología es que identifica a los DMU *referencia*, es decir, aquellas unidades que se encuentran en la frontera de eficiencia y las

cuales tienen combinaciones similares de inputs a otras unidades que resultaron ineficientes (Wadhwa et al., 2005). Al identificar grupos de referencia, es posible hacer una mejor comparación de desempeño entre las unidades, y formular recomendaciones más específicas para mejorar la eficiencia. A continuación se hace una muy breve descripción de los principios matemáticos de DEA, sin ninguna intención de ser exhaustivo.

1.2 El Análisis Envolvente de Datos (DEA)

Asumiendo que deseamos evaluar la eficiencia de n unidades, definimos un conjunto de unidades como $N = \{1, 2, \dots, n\}$. Si las unidades producen un solo output utilizando un solo input, entonces la definición básica de eficiencia descrita anteriormente aplica, y la eficiencia de la

unidad p , DMU_p , $p \in N$, se define como: $\theta_p = \frac{y_p}{x_p}$, (1)

en donde y_p es el valor del output producido por DMU_p , y x_p el valor del input utilizado.

En el caso donde las unidades producen múltiples outputs a partir de varios inputs, la eficiencia de DMU_p se define como la razón entre la suma ponderada de outputs virtuales y la suma ponderada de inputs virtuales.

$$\text{Eficiencia} = \frac{\text{Suma ponderada de outputs virtuales}}{\text{Suma ponderada de inputs virtuales}}$$

Asumiendo que existen n DMU, cada una con m inputs y s outputs, la eficiencia relativa de una DMU_p se obtiene resolviendo la siguiente programación matemática fraccional propuesto por Charnes et al., (1978):

$$\begin{aligned} \max \theta &= \frac{\sum_{k=1}^s v_k y_{kp}}{\sum_{j=1}^m u_j x_{jp}} \\ \text{s.a.} \quad &\frac{\sum_{k=1}^s v_k y_{ki}}{\sum_{j=1}^m u_j x_{ji}} \leq 1 \quad \forall i \\ &v_k, u_j \geq 0 \quad \forall k, j, \end{aligned} \quad (2)$$

Donde:

$k = 1$ a s ,

$j = 1$ a m ,

$i = 1$ a n ,

y_{ki} = cantidad de output k producido por DMU i ,

x_{ji} = cantidad de input j utilizado por el DMU i ,

v_k = peso dado al output k ,

u_j = peso dado al input j .

La programación fraccional mostrada anteriormente se vuelve lineal mediante una restricción que requiere que la suma ponderada de inputs sea igual a uno. Esto lleva a un nuevo problema de optimización alterno, el modelo CCR *orientado a input*, donde la función objetivo consiste en maximizar la suma ponderada de outputs:

$$\begin{aligned} \max \theta &= \sum_{k=1}^s v_k y_{kp} \\ \text{s.a.} \quad &\sum_{j=1}^m u_j x_{jp} = 1 \\ &\sum_{k=1}^s v_k y_{ki} - \sum_{j=1}^m u_j x_{ji} \leq 0 \quad \forall i \\ &v_k, u_j \geq 0 \quad \forall k, j. \end{aligned} \quad (3)$$

Sea θ^* el valor óptimo de la función objetivo correspondiente a la solución óptima (u^*, v^*) . La DMU _{p} se denomina eficiente si $\theta^* = 1$ y si existe al menos una solución óptima (u^*, v^*) tal que $v^* > 0$ y $u^* > 0$.

El problema anterior se corre n veces para calcular el puntaje de eficiencia relativa de cada DMU bajo estudio. En general, el puntaje de eficiencia se encuentra entre 0 y 1, en donde una

DMU se considera eficiente si obtiene puntaje de 1 y cualquier puntaje diferente de 1 lo define como ineficiente.

Es importante resaltar que en este caso la eficiencia de DMU_p depende en gran medida del sistema de pesos utilizado para ponderar. El DEA maneja esta situación evitando el uso de pesos fijados arbitrariamente por el analista, y en cambio cada DMU es evaluada con un conjunto de pesos calculados a partir de sus propios datos, y que mejor se ajustan a la unidad. Adicionalmente, la solución del problema busca siempre asignar a las unidades el sistema de pesos más favorable, de tal manera que si la unidad resulta ineficiente, su ineficiencia no se puede atribuir a un proceso de evaluación inapropiado.

Los modelos DEA pueden dividirse en dos modelos generales, CCR y BCC. La diferencia entre uno y otro tiene que ver con la presunción sobre los rendimientos de escala (Cooper, et al., 2000). El modelo CCR (Charnes et al., 1978) asume un rendimiento de escala constante, mientras que el modelo BCC (Banker et al., 1984) asume un rendimiento de escala variable. Por otra parte, los modelos también pueden distinguirse por el objetivo de minimizar inputs o maximizar outputs.

En años recientes, la literatura reporta una serie de estudios sobre el desempeño de sistemas de innovación que utilizan DEA como herramienta de análisis alrededor del mundo, y para los cuales se observan diferentes objetivos particulares y alcances.

En general, se observan diferencias menores en la selección de los indicadores para inputs y outputs utilizados. La mayoría utilizan unidades de análisis al nivel nacional, lo cual tiene sentido debido a que los estudios son dirigidos a países europeos (aunque algunos estudios han incluido países como México, China, etc.). Dada la constitución socio-política del área, el

acceso a indicadores homogéneos facilita realizar los estudios a este nivel. En cambio, otros estudios como el de Bosco y Brugnoli (2010) hacen un esfuerzo por llevar el estudio al nivel sub-nacional, utilizando regiones específicas de diferentes países.

La selección del nivel de la unidad de análisis depende completamente del objetivo de estudio del investigador, y cada uno tiene diferentes objetivos y argumentos para decidir utilizar uno u otro nivel. Sin embargo, durante los últimos años, ha habido un énfasis en las regiones como el nivel crítico para el estudio de la competitividad y el desempeño. En particular, algunos argumentan que las actividades de innovación no se distribuyen homogéneamente a través del espacio, sino que tienden a aglomerarse en ciertas regiones (Enright, 2003; Feldman, 1994; Porter, 1998; Moreno et al., 2005).

Esta tendencia en los estudios regionales ha motivado al presente trabajo a llevar el análisis al nivel sub-nacional. Además, encontramos un hueco importante en la literatura para estudios empíricos que busquen evaluar el desempeño de las actividades de innovación en México bajo un enfoque cuantitativo como el de eficiencia relativa.

2. METODOLOGÍA

2.1 Estructura Metodológica

Con el fin de analizar el desempeño de los sistemas regionales de innovación mexicanos en términos de la eficiencia insumo-producto, se utilizaron algunas herramientas estadísticas, y Análisis Envolvente de Datos (DEA). Se seleccionó la entidad federativa como modelo de SRI debido a: (1) existe disponibilidad de los datos a este nivel de división regional y (2) la toma de decisiones en términos de desarrollo regional generalmente se da a este nivel, lo cual podría facilitar el análisis y la interpretación. La evaluación del desempeño se llevó a cabo de la siguiente manera:

1. Se seleccionaron las variables input y output a partir de lo propuesto en la literatura sobre indicadores en producción de investigación, desarrollo e innovación.
2. Se recabaron los datos para las variables seleccionadas, y se verificó que se cumple el principio de parsimonia en la aplicación del DEA.
3. Se definieron 6 modelos de eficiencia, a partir de mezclas de inputs y outputs apropiadas, con el fin de determinar los efectos particulares de inputs y outputs sobre la eficiencia.
4. Se determinó la eficiencia de todas las DMU para cada uno de los 6 modelos de eficiencia bajo programación CCR.
5. Los resultados para los 6 modelos de eficiencia se sometieron a un análisis de correlación de Pearson, con el fin de encontrar un conjunto de modelos de producción independientes.
6. Los resultados para los modelos de eficiencia independientes se sometieron a un análisis de conglomerados, para caracterizar grupos de DMU en términos de sus eficiencias. Esta estructura de clústeres se validó mediante un análisis de varianza (ANOVA) con un nivel de confianza del 95%.
7. En adición a la medición del desempeño de los SRI, se generó un *ranking* de los SRI mediante aplicación de regresión logística binaria, con la eficiencia de los SRI expresada como una variable dicotómica que toma los valores 1 si el SRI es 100% eficiente y 0 si no es 100% eficiente. Las variables independientes usadas fueron los inputs y outputs utilizados en los modelos de eficiencia.

2.2 Variables

La literatura alrededor de la evaluación de los sistemas de innovación propone diversas variables para describir y medir la productividad de las actividades de investigación, desarrollo e innovación (ver Werner y Souder, 1997; Park et al., 2003; Wakelin, 2001). La mayoría de estas

variables se basan en los indicadores propuestos en el European Innovation Scoreboard (EIS), la cual consta de 25 indicadores de innovación divididos en 3 dimensiones de input (cubriendo 15 indicadores) y dos dimensiones de output (comprendido por 10 indicadores).

Para el caso de México, es difícil obtener la mayoría de estos indicadores de innovación, ya sea por su inexistencia o porque la información no está disponible a un nivel de desagregación estatal. Para el presente estudio, se inició con la selección de las variables presentadas en la Tabla 1, de las cuales algunas son proxy³ de algunos indicadores presentes en el EIS y en otros estudios similares. Por ejemplo, POSG-CAL se utiliza como proxy de la dimensión de impulsores de innovación propuestos en el EIS; así mismo, SNIs es proxy de input para fuerza laboral. Por su parte, PATENTS y PUBLS han sido ampliamente utilizados como output de innovación (OCDE, 2001; Zhang et al., 2003).

Tabla 1: Indicadores para análisis de eficiencia de los SRI mexicanos

Variables		Descripción
Inputs		
POSG-CAL	<ul style="list-style-type: none"> • Posgrados de calidad 	<ul style="list-style-type: none"> • Número de posgrados en el Programa del Programa Nacional de Calidad del Posgrado, PNPC (2008), por cada 10,000 de la población económicamente activa, PEA (2007)
GASTO I+D	<ul style="list-style-type: none"> • Montos aplicados por fondos para la I+D 	<ul style="list-style-type: none"> • Montos , en millones de pesos, aplicados por FOMIX y Ciencia Básica en los estados (2008), como porcentaje del PIB estatal (2007)
SNIs	<ul style="list-style-type: none"> • Investigadores nacionales 	<ul style="list-style-type: none"> • Investigadores pertenecientes al Sistema Nacional de Investigadores, SNI (2007), por cada 10,000 de la PEA (2007)
Outputs		
PATENTS	<ul style="list-style-type: none"> • Patentes solicitadas 	<ul style="list-style-type: none"> • Patentes, modelos de utilidad y diseños solicitados (2010), por cada 10,000 de la PEA (2007)
PUBLS	<ul style="list-style-type: none"> • Artículos científicos publicados 	<ul style="list-style-type: none"> • Artículos científicos publicados ,por cada 10,000 de la PEA (2007)

Fuente: Elaboración propia con información en CONACyT, INEGI e IMPI.

³ Término utilizado en econometría para indicar el uso de una variable (proxy) en representación de otra que no puede ser observada directamente o es demasiado compleja para captarse en un solo número.

Debido a que no se puede asumir que ocurre una conversión a corto plazo de los inputs en output, se consideró un lapso de tiempo entre éstos, el cual se observa en la descripción de las variables. Estudios anteriores sugieren que existe un lapso de tres a cinco años entre inputs y outputs de I+D (Scherer, 1983; Acs y Audretsch, 1991). Los datos disponibles para México, permitieron encontrar lapsos de dos a tres años.

Para la construcción de los modelos DEA, El-Mahgary y Lahdelma (1995) recomiendan que el número de DMU a analizar debe ser al menos $3 \times (\text{input} + \text{output})$; mientras que Cooper, *et al.*, (2000) recomiendan que el # de DMU $\geq \text{Máximo} \{ \text{inputs} \times \text{outputs}, 3(\text{inputs} + \text{outputs}) \}$. La razón de estas recomendaciones es que el número de DMU debe ser relativamente grande en comparación a la cantidad de inputs y outputs en el modelo, con el fin de que el DEA pueda discriminar adecuadamente entre DMU eficientes e ineficientes. En este estudio se contaron con 32 DMU, 3 inputs y 2 outputs; por lo tanto, las dos condiciones para parsimonia, en el DEA, se cumplen.

Los datos para los inputs y outputs se obtuvieron de las bases disponibles al público general en las páginas web de CONACyT, INEGI, ANUIES, así como de algunas publicaciones especiales de CONACyT, específicamente “La actividad del CONACyT por entidad federativa 2008”.

2.3 Análisis de eficiencia

Se utilizó DEA como herramienta para medir la eficiencia en producción de I+D de las 32 entidades federativas. Se definieron 6 modelos de producción diferentes: un modelo general utilizando todos los inputs y outputs; y cinco modelos con diferentes combinaciones de inputs y outputs, que reflejan en el análisis de eficiencia el efecto particular de cada input y output. La idea detrás de esta estrategia de análisis es poder descubrir fortalezas y debilidades específicas para cada sistema de innovación (Serrano-Cinca *et al.*, 2005).

En términos de la programación matemática, el análisis DEA puede realizarse a través de dos modelos de eficiencia básicos, CCR y BCC. La diferencia entre uno y otro tiene que ver con la presunción sobre los rendimientos de escala y el tipo de eficiencia analizada⁴ (Cooper, et al., 2000). El modelo CCR (Charnes et al., 1978) asume un rendimiento de escala constante, mientras que el modelo BCC (Banker et al., 1984) asume un rendimiento de escala variable. Por otra parte, los modelos también pueden distinguirse por el objetivo de minimizar inputs o maximizar outputs. Para el presente estudio se decidió utilizar programación CCR con una orientación output. La decisión de utilizar programación CCR se debe a que este tipo de análisis es más restrictivo en términos de formar parte de la frontera de eficiencia (es decir, alcanzar el 100% de eficiencia relativa). Adicionalmente, la elección de la orientación output se debe a que ésta considera la maximización de output sin incrementar o reducir inputs. Esta orientación es adecuada al analizar sistemas donde no siempre tiene sentido la reducción de inputs, como lo plantea precisamente la orientación input en DEA. Por ejemplo, no es social, económica o políticamente lógico, o inclusive factible, reducir un recurso input como las instituciones de educación superior.

Finalmente, se realizó un análisis de conglomerados jerárquicos con el objetivo de clasificar a las entidades federativas de acuerdo al nivel de eficiencia mostrado por sus SRI, y de esta manera caracterizar los SRI mexicanos en términos de su desempeño.

2.4 Ranking de los SRI mexicanos

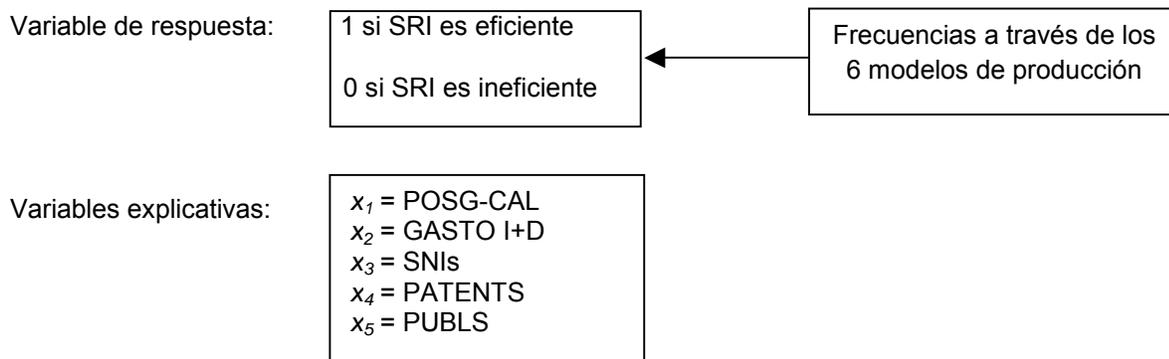
La razón para hacer este *ranking* es clasificar los SRI más allá de la simple dicotomización que ofrece el DEA (eficiente/ineficiente), con el fin de profundizar en la evaluación de los mismos (Adler et al., 2002). En particular, el *ranking* permite identificar los SRI con mejores condiciones,

⁴ El análisis mediante CCR mide eficiencia técnica (conversión de inputs en outputs) y eficiencia de escala (medida en términos del tamaño de operación), mientras que el modelo BCC estima solamente eficiencia técnica.

capacidades y/o resultados para definir un estándar relativo al que deben aspirar los SRI rezagados frente a los mejores posicionados.

En este estudio se propone regresión logística binaria para generar un ranking de los SRI mexicanos, a partir de los resultados de eficiencia obtenidos a través de programación CCR. Para la aplicación de este método de regresión, se obtuvo un modelo de predicción de la probabilidad de éxito (SRI 100% eficiente) en términos de los inputs y outputs usados en el DEA.

La configuración de dicho modelo de regresión es la siguiente:



A partir de este modelo estimado, para cada SRI se calculó su probabilidad de éxito, y estos valores de probabilidad fueron usados para la construcción del ranking.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Resultados de medición de la eficiencia de los SRI

A partir de las variables contenidas en la Tabla 1, se definieron 6 modelos de eficiencia (ver Tabla 2) diferenciados por la mezcla de inputs y outputs que éstos incluyen. El análisis DEA se llevó a cabo para los 32 SRI bajo cada uno de los 6 modelos, y sus resultados se presentan en la Tabla 3.

Tabla 2: Modelos de eficiencia

MODELO	Inputs			Outputs	
	POSG-CAL	GASTO I+D	SNIs	PATENTS	PUBLS
M.GENERAL	•	•	•	•	•
M. POSG-CAL	•			•	•
M. GASTO I+D		•		•	•
M. SNIs			•	•	•
M. PATENTS	•	•	•	•	
M. PUBLS	•	•	•		•

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3: Índices de eficiencia (%)

	MODELO GENERAL	MODELO POSG-CAL	MODELO GASTO I+D	MODELO SNIs	MODELO PATENTS	MODELO PUBLS
AGS	91.24	64.06	31.03	74.71	90.52	28.75
B.C.	71.81	18.23	28.12	38.92	30.96	71.81
B.C.S.	68.40	57.03	12.53	34.47	7.50	68.40
CAMP	100.00	93.75	90.06	35.69	100.00	81.60
CHIS	51.35	48.27	2.26	35.85	44.50	35.48
CHIH	69.59	28.41	26.08	57.30	49.25	46.12
COAH	78.20	33.20	36.94	67.49	69.67	42.32
COL	24.34	16.18	3.26	24.34	7.66	22.20
D.F.	100.00	49.74	100.00	48.39	100.00	100.00
DGO	57.74	41.11	6.29	45.84	46.68	28.84
MÉX	82.36	56.08	36.30	55.98	82.30	29.68
GTO	98.06	79.17	23.93	81.45	98.06	1.39
GRO	86.77	86.77	6.18	69.41	27.19	84.27
HGO	100.00	100.00	15.80	100.00	24.74	100.00
JAL	98.68	66.42	43.00	69.58	98.32	36.29
MICH	45.21	19.00	10.94	28.02	8.64	45.21
MOR	100	88.06	18.32	36.90	23.52	100.00
NAY	36.29	35.90	0.63	33.19	14.04	34.01
N.L.	100.00	58.55	51.33	100.00	100.00	39.46
OAX	31.47	23.61	7.07	24.95	28.15	14.29
PUE	88.39	33.41	34.08	61.28	59.97	68.60
QRO	84.97	56.25	22.15	62.41	69.12	51.63
Q.ROO	100.00	100.00	20.29	64.25	100.00	70.71
S.L.P.	24.92	12.20	3.77	24.92	20.76	10.55
SIN	79.29	56.25	27.69	50.09	71.84	42.01
SON	42.05	21.00	6.85	37.42	14.70	38.70
TAB	35.73	34.92	5.28	23.66	33.92	24.64
TAMPS	100.00	80.21	26.56	86.52	100.00	22.19
TLAX	22.40	15.33	2.00	18.77	17.08	12.11
VER	28.63	16.36	5.11	23.17	11.91	26.33
YUC	55.66	35.19	10.19	50.59	43.20	28.39
ZAC	39.36	33.51	3.96	30.02	30.26	25.43

Fuente: Elaboración propia mediante xIDEA®.

Para facilitar el análisis de fortalezas y debilidades de los SRI, se realizó un análisis de conglomerados con los índices de eficiencia de los SRI. Siguiendo la estrategia de Lee y Park (2005), se descartaron algunos de los modelos a través de un análisis de correlación lineal a partir de sus valores de eficiencia, para disminuir el efecto que una correlación significativa tiene sobre el análisis de conglomerados. La Tabla 4 muestra las correlaciones significativas, al nivel 0.05, entre los modelos de eficiencia.

El análisis de correlación muestra dos parejas de modelos de eficiencia no correlacionadas; SNIs con PATENTS, y PUBLS con PATENTS. Sin embargo, se eligieron los modelos PUBLS y PATENTS para realizar el análisis de conglomerados, ya que el coeficiente de correlación y su valor p , resultan fuertemente no significativos.

Tabla 4: Análisis de Correlación de lineal para modelos de eficiencia

	GENERAL	POSG-CAL	GASTO I+D	SNIs	PATENTS	PUBLS
M. GENERAL	1					
M. POSG-CAL	0.819* (0.000)	1				
M. GASTO I+D	0.661* (0.000)	0.361* (0.042)	1			
M. SNIs	0.791* (0.000)	0.637* (0.000)	0.335 (0.061)	1		
M. PATENTS	0.755* (0.000)	0.550* (0.001)	0.725* (0.000)	0.639* (0.000)	1	
M. PUBLS	0.575* (0.001)	0.510* (0.003)	0.454* (0.009)	0.216 (0.236)	0.061 (0.740)	1

Fuente: Elaboración propia mediante MINITAB16® 2012.

* $p < 0.05$

3.2 Conglomerados bajo Modelos PATENTS y PUBLS

Se realizó un análisis de conglomerados jerárquico con las eficiencias obtenidas bajo los modelos PATENTS y PUBLS, utilizando enlace Ward y distancia Manhattan. Se determinaron conglomerados para 2, 3, 4, 5, 6 y 7 grupos, y se realizó un ANOVA de un factor (número de

grupos) para cada conglomerado, con el fin de encontrar una mejor diferenciación estadística entre ellos. La Tabla 5 resume los valores p y de R-cuadrada para los diferentes ANOVA realizados a los conglomerados.

Tabla 5: Valores p y R-cuadrada para ANOVAS de conglomerados

Modelo/ # de Conglomerados	P	R-Cuadrada
PATENTS/2	0.000	74.28%
PUBLS/2	0.930	0.03%
PATENTS/3	0.000	74.44%
PUBLS/3	0.000	50.99%
PATENTS/4	0.000	93.17%
PUBLS/4	0.000	51.12%
PATENTS/5	0.000	93.32%
PUBLS/5	0.000	79.94%
PATENTS/6	0.000	95.96%
PUBLS/6	0.000	82.26%
PATENTS/7	0.000	97.45%
PUBLS/7	0.000	84.98%

Fuente: Elaboración propia mediante MINITAB16® 2012.

Finalmente, se decidió trabajar con el conglomerado de 5 grupos, ya que esta es la primera configuración donde se logra agrupar SRI exclusivamente eficientes bajo al menos un modelo (PATENTS).

La configuración de los 5 grupos para los modelos de eficiencia se muestra en la Tabla 6, la cual adicionalmente indica las medias para los índices de eficiencia por grupo en cada modelo de producción utilizado para el análisis de conglomerados.

Tabla 6: Configuración de conglomerados

Grupos	No. de entidades	Estados integrantes	Índice de eficiencia promedio	
			PATENTS	PUBLS
1: Entidades con SCTI con mayor eficiencia en el output “patentes”	6	Aguascalientes, México, Guanajuato, Jalisco, Nuevo León, Tamaulipas	94.9	26.30
2: Entidades con SCTI con mayor eficiencia en el output “publicaciones científicas”	5	Baja California, Baja California Sur, Guerrero, Hidalgo, Morelos	22.8	84.9
3: Entidades con SCTI eficiente en los dos outputs considerados (patentes y publicaciones)	3	Campeche, Distrito Federal, Quintana Roo	100.0	84.1
4: Entidades con SCTI de eficiencia media-baja en ambos outputs considerados	8	Chiapas, Chihuahua, Coahuila, Durango, Puebla, Querétaro, Sinaloa, Yucatán	56.8	42.9
5: Entidades con SCTI de eficiencia baja en ambos outputs considerados	10	Colima, Michoacán, Nayarit, Oaxaca, San Luis Potosí, Sonora, Tabasco, Tlaxcala, Veracruz, Zacatecas	18.7	25.4

Fuente: Elaboración propia mediante MINITAB16® 2012.

Grupo 1: La característica principal de estos SRI radica en índices de eficiencia predominantemente altos (promedio de 94.87%) bajo el modelo de PATENTS y muy bajos (promedio de 26.29%) para el modelo de PUBLS. Esto indica una orientación hacia la generación de propiedad intelectual patentable y no tanto en producción de publicaciones científicas. Con la excepción de Nuevo León y Tamaulipas, los demás SRI no logran total eficiencia bajo el modelo PATENTS, sin embargo, la mayoría presentan índices por arriba del 90% (aunque México obtiene 82.30%). El tamaño del sistema no parece ser un factor determinante en el nivel de eficiencia obtenido, ya que los dos sistemas más eficientes, Nuevo León y Tamaulipas, difieren en la escala de operación. Existe una diferencia notable entre los dos sistemas a través de las 3 variables input y la variable output de PATENTS. Inclusive, Tamaulipas es el último y penúltimo del grupo en términos del nivel de todas las variables input y output utilizadas bajo el modelo PATENTS; lo diametralmente opuesto en el caso de Nuevo León. Estos resultados parecen validar la naturaleza *relativa* de la eficiencia medida a través del método DEA.

Por otra parte, en términos del modelo PUBLS, el promedio de eficiencia del grupo queda por debajo del 30%. A pesar del bajo desempeño en este rubro, Nuevo León de nuevo lidera al grupo con un 39.46% de eficiencia, seguido de cerca por Jalisco con un 36.29% de eficiencia. Este grupo tiene el promedio más bajo de los 5 en el indicador output de publicaciones, aunque es de notarse que tienen el menor promedio en el indicador input de investigadores. Dado que un requisito principal para pertenecer al Sistema Nacional de Investigadores (SNI) es publicar resultados de investigación, tiene sentido que su indicador de publicaciones se encuentre por debajo de otros sistemas con mayor número de investigadores.

Grupo 2: En este grupo predomina la eficiencia para el modelo PUBLS, aunque con un promedio por debajo del 85%. En cambio, el promedio del grupo para el modelo PATENTS se encuentra cerca del 23%. Este grupo tiene el segundo promedio más alto en el indicador de SNIs, así como en el indicador de PUBLS. En cambio, el promedio del grupo para el indicador PATENTS es el segundo más bajo de todos los conglomerados. Este indicador está significativamente correlacionado con los indicadores input POSG-CAL y SNIs, lo cual significa una desventaja para el grupo en el modelo de producción PATENTS con respecto a otros grupos con niveles similares de estos indicadores, pero con mejores niveles en el indicador de producción de propiedad intelectual. Esta es la razón de su pobre desempeño para el modelo PATENTS.

A nivel individual, los líderes del grupo son Hidalgo y Morelos, ambos con una eficiencia del 100% para el modelo PUBLS, aunque altamente ineficientes bajo el modelo de PATENTS con un 24.74% y 23.52% de eficiencia respectivamente. Guerrero se mantiene en el promedio del grupo para el modelo de PUBLS con un 84.27%, y un 27.19% para el modelo PATENTS, mientras que Baja California Norte y Sur se rezagan en el modelo PUBLS con un 71.81% y

68.40% respectivamente. En términos del modelo PATENTS, B.C.N y B.C.S. se encuentran en los extremos del grupo con la baja norte en la punta con 30.96%, y la sur al final con 7.50%.

Grupo 3: Este grupo tiene el menor número de miembros, y es el mejor evaluado en términos generales. Lidera a los conglomerados en el modelo PATENTS con un promedio del 100% bajo eficiencia CCR. Para el modelo PUBLS obtiene casi el mismo promedio de eficiencia que el grupo 2 con 84.10%. Dentro de este grupo se encuentran Campeche, Quintana Roo y el Distrito Federal, el cual es un SRI muy particular debido a su tamaño de operación. Es el sistema con mayores recursos de los 32 bajo análisis, y esto crea una disparidad en los datos de su grupo, el cual se refleja en los valores de la desviación estándar para la mayoría de las variables input y output. Sin embargo, DEA omite esta situación ya que no tienen efecto alguno sobre el índice de eficiencia obtenido, debido a que se trata de una medición relativa. Hacia el interior de su grupo, encontramos que las diferencias más grandes entre el D.F. y los otros dos SRI se dan en los índices para las variables POSG-CAL y SNIs en el caso de los inputs, y en ambas variables output, aunque aún más notable en la variable PUBLS.

En lo particular, no existen diferencias entre ninguno de los tres SRI para el modelo PATENTS, ya que todos obtienen un índice de eficiencia de 100%. En cambio, solamente el D.F. mantiene una eficiencia del 100% para el modelo PUBLS, mientras que Campeche obtiene una eficiencia de 81.60%, seguido de Quintana Roo con 70.71%.

Grupo 4: Este grupo se caracteriza por bajos índices de eficiencia tanto en el modelo PATENTS (56.78%) como PUBLS (42.93%). Ningún sistema perteneciente al grupo alcanza el 100% de eficiencia en ninguno de los dos modelos de producción utilizados para la aglomeración. No existen diferencias importantes entre los índices input y output dentro del grupo, lo cual indica sistemas similares en relación con su tamaño de operación. Aunque

Querétaro y Yucatán dominan ligeramente en términos de su tamaño de operación, resulta ser Sinaloa quien obtiene un mejor índice de eficiencia (71.84%) dentro del grupo bajo el modelo PATENTS, y Puebla obtiene el mejor índice de eficiencia (68.60%) bajo el modelo PUBLS.

Considerando el promedio a través de los 6 modelos de producción, encontramos que 4 de los SRI, Coahuila, Puebla, Querétaro y Sinaloa, obtienen un promedio de eficiencia entre el 54 y 58%; Chihuahua obtiene un 46.13%, mientras que Chiapas, Durango y Yucatán oscilan entre el 36 y 37% de eficiencia promedio. Ningún sistema de este grupo obtiene eficiencia del 100% para alguno de los 6 modelos de producción.

Grupo 5: Los SRI miembros de este grupo obtienen el índice de eficiencia promedio más bajo de todos los conglomerados tanto en el modelo PATENTS (18.71%), como en el modelo PUBLS (25.35%). Además, es el grupo más numeroso de los cinco, con 10 miembros. Aunado al conglomerado anterior, el cual también obtiene índices de eficiencia promedio significativamente bajos en ambos modelos de producción, representan poco más del 50% de los SRI en el país.

Como grupo, este conglomerado tiene valores altos de variabilidad en sus inputs comparado con los demás grupos, así como el promedio más bajo para el input PATENTS, y el segundo más bajo para el output PUBLS. Esto ilustra la diversidad dentro del grupo en términos de las variables input/output.

Considerando el promedio para los 6 modelos de producción, Zacatecas obtiene el índice de eficiencia promedio más alto del grupo con 27.09%. Este sistema junto con Michoacán, Nayarit, Sonora y Tabasco, conforman un subgrupo con índices de eficiencia promedio entre el 25 y 27%, seguidos de cerca por Oaxaca con 21.59%. Finalmente, Colima, San Luis Potosí, Tlaxcala

y Veracruz conforman un subgrupo con índices de eficiencia promedio entre el 14 y 18%. Al igual que el grupo anterior, ningún sistema de este conglomerado obtiene una eficiencia del 100% en alguno de los 6 modelos de producción.

3.3. Ranking de los SRI en base a eficiencia

El ranking de los SRI se obtuvo mediante regresión logística binaria. La variable de respuesta, eficiencia, se definió de manera dicotómica mediante los eventos “eficiente” e “ineficiente” para cada SRI, de acuerdo como se detalló en la metodología. Las variables predictoras incluidas en el modelo fueron las 5 variables input y output utilizadas en el análisis DEA.

Los resultados generales de la regresión logística se presentan en la Tabla 7. Como se puede observar en la tabla, todas las variables resultaron significativas ($p < 0.05$), mientras que las pruebas de ajuste del modelo no resultaron significativas ($p > 0.90$), indicando que el ajuste del modelo estimado es adecuado.

Tabla 7: Regresión logística para modelos de eficiencia

Predictor	Coefficiente	Error Estd de Coeficiente	Z	P	
Constante	-3.376	0.948631	-3.56	0.000	
POSG-CAL	-27.559	10.1535	-2.71	0.007	
GASTO I+D	-6.665	3.17752	-2.10	0.036	
SNIs	-0.713	0.226949	-3.15	0.002	
PATENTS	6.531	2.29253	2.85	0.004	
PUBLS	0.952	0.252505	3.77	0.000	
Razón de Máxima Verosimilitud		Pruebas de Bondad de Ajuste			
Log-verosimilitud = -36.786		Método	Ji-cuadrada	G.L.	P
G = 54.739		Pearson	13.3026	26	0.981
G.L. = 5		Desviación	15.6058	26	0.945
p = 0.000		Hosmer-Lemeshow	2.0134	6	0.918

Fuente: Elaboración propia mediante MINITAB16© 2012.

A partir de este modelo se calcularon las probabilidades de eficiencia para cada SRI, y con estos valores se determinó el ranking mostrado en las Tabla 8.

Tabla 8: Ranking con modelo de regresión logística binaria

1. D.F.	0.70861	9. TAM	0.10961	17. CHPS	0.00691	25. YUC	5.47743E-05
2. HGO	0.64104	10. AGS	0.07476	18. PUE	0.00618	26. BCS	4.23636E-05
3. QTO	0.38979	11. SIN	0.04429	19. OAX	0.00359	27. TLAX	2.64496E-05
4. QR	0.37247	12. GUE	0.03387	20. CHI	0.00263	28. MICH	1.74902E-05
5. JAL	0.25256	13. GTO	0.03369	21. ZAC	0.00128	29. SON	1.70527E-05
6. MOR	0.23126	14. EDO	0.02765	22. COA	0.00053	30. BC	3.5976E-07
7. NL	0.20975	15. DUR	0.01135	23. VER	0.00052	31. SLP	6.84647E-10
8. CAMP	0.16966	16. TAB	0.00924	24. NAY	0.00045	32. COL	2.58437E-10

Fuente: Elaboración propia mediante MINITAB16® 2012.

La validez del método de ranking que se decida utilizar en un contexto real, se verá afectada por la calidad del análisis de eficiencia inicial, ya que cualquier método de ranking puede verse afectado principalmente por la calidad de los datos, la programación DEA elegida y la selección de inputs y outputs. Debido a lo anterior, se recomienda considerar técnicas cualitativas que complementen los métodos cuantitativos utilizados para generar los rankings.

4. CONCLUSIONES

El presente estudio se enfocó en medir el desempeño en producción científica de los sistemas regionales de innovación en México. Un análisis de eficiencia DEA se aplicó a las 32 entidades federativas (SRI) sobre sus actividades de CTI y un análisis de conglomerados jerárquico sobre los índices de eficiencia obtenidos mediante el DEA.

El análisis DEA y el análisis de conglomerados produjeron una clasificación de 5 grupos, con las siguientes características:

- **Grupo 1:** Predomina el rendimiento de escala decreciente, lo cual es indicativo de que los sistemas miembro de este grupo están operando bajo un tamaño de escala superior al ideal. Los niveles de eficiencia de escala apuntan hacia una mayor fuente de ineficiencia técnica.

- **Grupo 2:** Al igual que el Grupo 1, predomina el rendimiento de escala decreciente, aunque existe una mayor presencia de rendimientos constantes. En general, persiste una mayor presencia de ineficiencia técnica, aunque el modelo GASTO I+D presenta niveles altos de ineficiencia de escala.
- **Grupo 3:** Presenta un ligero predominio de rendimiento creciente, aunque también existe una presencia importante de rendimiento constante. Esto indica que el grupo en general tiene buenos niveles de eficiencia, y que están en una posición de incrementar su tamaño de operación. Los niveles de ineficiencia de escala apuntan hacia ésta como la mayor fuente de ineficiencia de los miembros de este grupo.
- **Grupo 4:** No existe predominio de algún rendimiento de escala particular, aunque no existe la presencia de rendimiento constante. Los índices de eficiencia de escala apuntan hacia una mayor presencia de ineficiencia técnica. Cabe resaltar que es uno de los grupos con índices de eficiencia más bajos.
- **Grupo 5:** Es el grupo más débil en términos de índices de eficiencia. Al igual que para el Grupo 4, no existe predominio de algún rendimiento de escala, y tampoco hay presencia de rendimiento constante. La ineficiencia de los miembros de este grupo varía en términos de la proporción de ineficiencia técnica y de escala.

Adicionalmente, se construyó un *ranking* de los SRI, mediante regresión logística binaria, a partir de los resultados de eficiencia para los 6 modelos propuestos. El método confiere las primeras 10 posiciones en el ranking a D.F., Hidalgo, Querétaro, Quintana Roo, Jalisco, Morelos, Nuevo León, Campeche, Tamaulipas y Aguascalientes; mientras que las últimas 10 posiciones las obtienen Veracruz, Nayarit, Yucatán, Baja California Sur, Tlaxcala, Michoacán, Sonora, Baja California Norte, San Luis Potosí y Colima.

La naturaleza de estos primeros resultados obtenidos bajo este enfoque de análisis, invita a la continuación de esta línea de investigación. De este estudio parecen surgir más preguntas que respuestas, y también muestra algunas limitaciones. Una limitante importante presente en este tipo de estudios es la falta de datos desagregados a nivel estatal para representar la aportación del sector privado en las actividades de los SRI. Datos como inversión privada en I+D, porcentaje de fuerza laboral de I+D en empresas privadas, entre otros, han mostrado que el sector privado es un actor importante dentro del enfoque de los sistemas de innovación. Librar estas limitaciones para mejorar los análisis, y continuar este tipo de estudios para generar un acervo más amplio de trabajos empíricos que permita hacer comparaciones, quedan como retos para futuras investigaciones alrededor de la evaluación del desempeño de los sistemas de innovación en México.

BIBLIOGRAFÍA

- Acs, Z. J. y Audretsch, D. B.** (1991) *Innovation and Technological Change*, Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Adler, N., Friedman, L. y Sinuany-Stern, Z.** (2002) Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. *European Journal of Operational Research*, 140(2): 249-265.
- Asheim, B., Moodysson, J. y Tödtling, F.** (2011) Constructing Regional Advantage: Towards State-of-the-Art Regional Innovation System Policies in Europe? *European Planning Studies*, 19(7): 1133-1139.
- Banker, R. D., Charnes, A., y Cooper, W. W.** (1984) Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Sciences*, 30(9): 1078-1092.
- Bonaccorsi, A., y Daraio, C.** (2005) Econometric Approaches to the Analysis of Productivity of R&D Systems. En: H. F. Moed, W. Glänzel, & U. Schmoch (Eds.), *Handbook of Quantitative Science and Technology Research*. Springer: Netherlands. pp. 51-74.
- Bosco, M. y Brugnoli, A.** (2010) "Regional Efficiency, Innovation and Productivity", working paper, abril 2010.
- Braczyk, H.-J., Cooke, P. y Heidenreich, M.** (1998) *Regional Innovation Systems. The role of governance in a globalized world*, London: UCL Press.
- Charnes, A., Cooper, W. y Rhodes, E.** (1978) Measuring the efficiency on Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2(6): 429-444.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M. y Tone, K.** (2000) *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Applications, References and DEA-Solver Software*, Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Cullmann, A., J. Schmidt-Ehmcke, y P. Zloczynski,** (2010) R&D efficiency and barriers to entry: a two stage semi-parametric DEA approach. Working Paper 10, Growth and Sustainability Policies for Europe.

- Den Hertog, P., Roelandt, T.J.A., Boekholt, P. y van der Gaag, H.** (1995) *Assesing the Distribution Power of National Innovation Systems Pilot Study: The Netherlands*. Apeldoorn: TNO.
- Diez, J. R.** (2002) Metropolitan innovation systems: a comparison between Barcelona, Stockholm, and Vienna. *International Regional Science Review*, 25(1): 63-85.
- EI-Mahgary, S. y Ladhelma. R.** (1995) Data Envelopment Analysis: Visualizing the results. *European Journal of Operational Research*, 83(3): 700-710.
- Enright, M.** (2003) Regional Clusters: What we know and what we should know. En: Johannes Bröcker, Dirk Dohse y Rüdiger Soltwedel (Eds.), *Innovation Clusters and Interregional Competition*, New York: Springer-Verlag. pp. 99-129.
- Feldman, M. P.** (1994) *The Geography of Innovation*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Guan, J.C., Yam, R.C.M., Mok, C.K. y Ma, N.** (2006) A study of the relationship between competitiveness and technological innovation capability based on DEA models. *European Journal of Operational Research*, 170(3): 971–986.
- Guellec, D., y de la Potterie, B. V. P.** (2004) From R&D to productivity growth: Do the institutional setting and the source of funds of R&D matter? *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 66(3): 353–378.
- Farrell, M.J.** (1957) The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, 120(3): 253-290.
- Koschatzky, K., Kulicke, M. y Zenker, A.** (Eds) (2001) *Innovation networks: concepts and challenges in the European perspective*. Heidelberg: Physica-Verlag.
- Lee, H.-Y. y Park, Y.-T.** (2005) An international comparison of R&D efficiency: DEA approach. *Asian Journal of Technology Innovation*, 13(2): 207–222.
- Martínez Roget, F., Murias Fernández, P. y Miguel Domínguez, J.C.D.** (2005) El análisis envolvente de datos en la construcción de indicadores sintéticos. Una aplicación a las provincias españolas. *Estudios de Economía Aplicada*, 23(3):753–771.

- Moreno, R., Paci, R. y Usai, S.** (2005) Geographical and sectoral clusters of innovation in Europe. *Annals of Regional Science*, 39(4): 715-739.
- Nasierowski, W., y Arcelus, F.J.** (2003) On the efficiency national technological systems. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37(3): 215–234.
- OCDE** (2001) *OECD Science, Technology, and Industry Scoreboard*. Paris: OECD.
- OCDE** (2007) *Science, Technology and Innovation Indicators in a Changing World*. Paris: OECD.
- OCDE** (2009) *Estudios de la OCDE de Innovación Regional: 15 estados mexicanos*. Paris: OECD.
- Park, K. M., Shin, J. S. y Park, Y. T.** (2003) A Study on the Aggregation and Structuring of Technological Knowledge Indicators. *Technology Innovation Research*, 11(1): 125-145.
- Porter, M.** (1998) Clusters and the new economics of competition. *Harvard Business Review*, 76(6): 77-90.
- Scherer, F. M.** (1983) The Propensity to Patent. *International Journal of Industrial Organization*, 1(1): 107-128.
- Serrano-Cinca, C., Fuertes-Callen, Y. y Mar-Molinero, C.** (2005) Measuring DEA Efficiency in Internet Companies. *Decision Support Systems*, 38(4): 557-573.
- Susiluoto, I.** (2003) “Effects of ICT on Regional Economic Efficiency”, Helsinki City Urban Facts Office Web Publications 2003(16), Helsinki.
- Tödtling, F. y Trippi, M.** (2005) One Size Fits All? Towards a Differentiated Regional Innovation Policy Approach. *Research Policy*, 24(8): 1203-1219.
- Wadhwa S., Kumar, A. y Saxena, A.** (2005) Modelling and Analysis of Technical Education System: A KM and DEA based Approach. *Studies in Informatics and Control*, 14(4): 235-250.
- Wakelin, K.** (2001) Productivity Growth and R&D Expenditure in UK Manufacturing Firms. *Research Policy*, 30(7): 1079-1090.

Wang, E.C. y Huang, W. (2007) Relative efficiency of R&D activities: A cross-country study accounting for environmental factors in the DEA approach. *Research Policy*, 36(2): 260-273.

Werner, B. M. y Souder, W. E. (1997) Measuring R&D Performance: State of the Art. *Research Technology Management*, 40(2): 34-41.

Zhang, A., Zhang, Y. y Zhao, R. (2003) A Study of the R&D Efficiency and Productivity of Chinese Firms. *Journal of Comparative Economics*, 31(3): 444-464.