

Un Análisis de Eficiencia en Salud con Inputs No Discrecionales Comparando Diversas Propuestas Metodológicas en DEA

Patricia A. Iñiguez

Universidad Nacional de Río Cuarto
Ruta 36 Km 601. Río Cuarto. Argentina
piniguez@eco.unrc.edu.ar

Ernesto L. Ferreyra

Universidad Nacional de Río Cuarto
Ruta 36 Km 601. Río Cuarto. Argentina
eferreyra@eco.unrc.edu.ar

Mariana Arburua

Universidad Nacional de Río Cuarto
Ruta 36 Km 601. Río Cuarto. Argentina
marburua@eco.unrc.edu.ar

Adriana L. Iñiguez

Universidad Nacional de Río Cuarto
Ruta 36 Km 601. Río Cuarto. Argentina
ainiguez@eco.unrc.edu.ar

Fernando J. Negro

Universidad Nacional de Río Cuarto
Ruta 36 Km 601. Río Cuarto. Argentina
negrofj@yahoo.com

RESUMEN

El sector público provincial en Argentina, a partir del proceso de descentralización de la década del 90, es responsable de administrar el sistema de salud. La producción de este sector se distingue por la presencia de inputs no discrecionales, circunstancia que puede influir en los niveles de eficiencia de las unidades evaluadas.

Lo anterior hace que en el presente se realice un análisis de eficiencia utilizando la metodología DEA, cotejando los resultados de cuatro métodos de los propuestos para distinguir, controlar o eliminar los efectos de las variables no discrecionales. Los resultados indican que el nivel de ineficiencia de las Provincias en lo que respecta al servicio de salud es relativamente bajo y que tanto las variables controlables como las no discrecionales tienen influencia en el grado de eficiencia. Sin embargo, la magnitud de los efectos de cada tipo de variable es disímil entre los distintos métodos considerados.

PALABRAS CLAVES: DEA, Eficiencia, Inputs No Discrecionales.

Área Principal: DEA

ABSTRACT

Since the decentralization process in the 90's, the provincial public sector in Argentina is responsible for the administration of the health system. Production in this sector is characterized by the presence of nondiscretionary inputs – a circumstance which may influence the levels of efficiency of the assessed units.

This situation calls for the application of a DEA methodology, by which the results of four methods are compared to discriminate, control or eliminate the effects of nondiscretionary variables. The results of this work indicate that the level of efficiency in provincial health services is relatively low and that both - controllable and nondiscretionary variables, impact on the level of efficiency. Nevertheless, the magnitude of effects varies according to the method used.

KEY WORDS: DEA, Efficiency, Non discretionary Inputs.

Main Area: DEA

1. Introducción

La evaluación de eficiencia depende de diversos elementos, entre los que se incluyen tanto el volumen de los inputs como las cantidades producidas u outputs. Sin embargo, no siempre la cantidad utilizada de algún input está bajo el control de la DMU¹ evaluada. Estos inputs no controlables son factores que intervienen en el proceso productivo -tienen calidad de inputs-, pero la cuantía no puede ser variada a discreción por el administrador de la DMU.

Muñiz Pérez (2001) afirma que estos factores tienen que ser considerados en el estudio en un doble sentido. En primer lugar, si estas variables poseen un papel significativo en el proceso productivo, deben ser incluidas de alguna forma en la evaluación de desempeño de las DMUs. De lo contrario se podría llegar a conclusiones incorrectas respecto a la eficiencia de cada unidad, pudiendo fijársele objetivos que no estarían a su alcance. En segundo lugar, y tal vez lo más importante, es que si tienen una influencia directa en la determinación del output, las variables no discrecionales deben intervenir en la construcción de los índices de eficiencia, para que éstos reflejen el carácter fijo o no discrecional de algunos inputs. De otro modo, los índices obtenidos no serían eficaces.

La producción del sector público, además de las particularidades ya conocidas, se distingue por la presencia de inputs no discrecionales. Por ejemplo, las características de los estudiantes y las de su entorno familiar en el caso de la educación, el nivel educativo de la población, la proporción de la población con acceso a obra social o plan médico, el número de médicos, en el caso de los sistemas de salud, o, más general, las decisiones tomadas por una entidad superior que establezca el nivel de personal, los recursos financieros, etc.

Las circunstancias antes indicadas influyen sobre los resultados de cada unidad, aunque ésta no sea directamente responsable de su valor, de ahí la necesidad de incorporar la naturaleza fija de algunos inputs en la evaluación de la eficiencia. El objetivo que se persigue al admitir tal carácter en los inputs es otorgarle fiabilidad a la evaluación de cada DMU. Es decir, como afirma Muñiz Pérez (2001), que el índice asignado finalmente a cada unidad refleje realmente aquella parte del proceso productivo de la que se puede responsabilizar a cada unidad evaluada. De este modo, se posibilita una comparación homogénea y equitativa de las DMUs.

La metodología DEA, por su sencillez, su adecuación a la presencia de múltiples inputs y outputs y el no requerimiento de datos de precios, es tal vez la más aplicada al análisis de la eficiencia de las actividades del sector público. Se ha dicho, y muchos autores coinciden, que las actividades de este sector se ven influenciadas por variables no discrecionales. La conjunción de ambos hechos ha determinado el desarrollo de una serie de modificaciones a los modelos DEA básicos (CCR y BCC²) en pos de distinguir, controlar o eliminar, los efectos de este tipo de variables en la evaluación de desempeño de una DMU.

Banker y Morey (1986) son los primeros en proponer una modificación al modelo insumo orientado a retornos variables mediante la introducción de variables no discrecionales.

A partir de esta primera propuesta, varios autores han introducido variantes con el objetivo de mejorar el grado de información que sobre el nivel de eficiencia tienen los inputs no discrecionales. Así, surgen métodos en una y en varias etapas. Algunos de los más difundidos se resumen en la Tabla 1.

<i>Modelos de Una Única Etapa DEA</i>	<i>Modelos de Múltiples Etapas</i>	
	<i>Todas las Etapas DEA</i>	<i>Mixtos: DEA y Análisis de Regresión</i>
Banker y Morey (1986)	Pastor (1994)	Ray (1991)
Golany y Roll (1993)	Fried y Lovell (1996)	Ruggiero (1998)
Ruggiero (1996)	Muñiz (2002)	Fried, Schmidt y Yaisawarng (1999)

¹ Denominación habitual en la literatura sobre DEA de la frase en inglés Decision Making Unit, unidad tomadora de decisiones.

² En virtud del nombre de sus autores: CCR: Charnes, Cooper y Rhodes; BCC: Banker, Charnes y Cooper.

<i>Modelos de Una Única Etapa DEA</i>	<i>Modelos de Múltiples Etapas</i>	
	<i>Todas las Etapas DEA</i>	<i>Mixtos: DEA y Análisis de Regresión</i>
Yang y Paradi (2003)		Fried, Lovell, Schmidt y Yaisawarng (2002)
Syrjänen 2004		Simar y Wilson (2007)
Johnson y Kuosmanen (2011) ³		Banker y Natarajan (2008)

Tabla 1: Métodos con Variables Discrecionales y No Discrecionales

En el presente se realiza un análisis de eficiencia del sistema de salud en las provincias argentinas, limitado a las variables disponibles, y se comparan los resultados que surgen de la aplicación de cuatro de los métodos indicados en la Tabla 1. En este sentido se seleccionan métodos que sólo utilizan DEA en todas sus etapas por ser la técnica más adecuada, evitando el supuesto de una forma funcional y/o el uso de parámetros subjetivos. Se coteja un método de una única etapa con tres de múltiples etapas DEA. De entre los primeros se opta por la propuesta de Ruggiero (1996) pues supera algunas desventajas que muestra la planteada por Banker y Morey (1986) y no requiere la definición de parámetro adicional alguno.

La conformación de esta presentación es la siguiente: en primer lugar se exponen en forma sintética los cuatro métodos seleccionados para realizar el estudio de eficiencia, luego se explica el caso que se analiza, le siguen los resultados que se obtienen por cada modelo, el análisis de los mismos y las conclusiones finales.

2. Síntesis de los Modelos Utilizados

2.1. Ruggiero (1996)

Este autor supone que las variables no discretionales son factores exógenos que definen un entorno para el conjunto de posibilidades de producción (CPP) y, por tanto, considera que una DMU dada debería compararse sólo con otra DMU referente con un entorno al menos tan “desfavorable” como el que ella enfrenta.

A partir del supuesto anterior Ruggiero (1996) propone modificar los modelos DEA básicos de modo que el referente eficiente que determina el nivel de eficiencia de cada DMU opere en un entorno igual o menos favorable que la DMU cuya eficiencia se pretende determinar.

$$\begin{aligned}
 & \text{Max } \phi_o^4 \\
 & \text{Sujeto a:} \\
 & \quad \phi_o y_o - Y\mu \leq 0 \\
 & \quad X\mu \leq x_o \\
 & \quad e\mu = 1 \\
 & \quad \mu \geq 0 \quad \forall j \ni z_j \leq z_o, \mu = 0 \quad \forall j \ni z_j > z_o, j = 1, 2, \dots, N
 \end{aligned} \tag{1}^5$$

La ventaja de esta propuesta es que no sobreestima el nivel de ineficiencia de DMU alguna, debilidad ésta que presenta la propuesta de Banker y Morey (1986).

No obstante la ventaja antes indicada, el modelo falla cuando se tienen múltiples variables no discretionales, cuestión que aborda Ruggiero (1998).

2.2. Pastor (1994)

En este modelo se supone que por efecto de los inputs no controlables los outputs

³ Modelo no lineal.

⁴ $\phi_{(.)}$ = Índice de eficiencia producto orientado.

⁵ Notaciones en Anexo I.

observados son inferiores a los potencialmente alcanzables por cada DMU. El método consta de dos etapas. El objetivo en la primera etapa es asegurar que todas las DMUs operen bajo las mismas condiciones respecto a la utilización de los inputs no discrecionales. Para ello se estiman mediante el programa lineal (2) los índices de eficiencia.

Posteriormente, para las unidades que resultan ineficientes en la primera estimación, se elevan sus outputs hasta alcanzar la frontera eficiente ($y' = \phi_{1P}^* y$, si $\phi_{1P}^* > 1$, $y' = y$, si $\phi_{1P}^* = 1$). De este modo, para Pastor (1994), se descuenta el potencial efecto negativo que para las DMUs tendrían los inputs no discrecionales.

En la segunda etapa se estiman, mediante el programa lineal (3), los índices de eficiencia evaluando las DMUs con sus outputs sin modificar y el conjunto de DMUs cuyos valores de outputs han sido modificados a partir de los resultados de la primera etapa.

Las conclusiones que permite extraer esta segunda etapa responden a un doble objetivo. En primer lugar, obtener una clasificación de todas las DMUs que hayan eliminado el efecto de los inputs que no pueden controlar. En segundo lugar, para aquellas DMUs cuyos outputs se modificaron, a consecuencia de los resultados de la primera etapa, comparar los índices de eficiencia obtenidos por los valores originales (sin eliminar el efecto de los inputs no discrecionales) con los conseguidos por los valores modificados. Esto permite detectar aquellas DMUs en las que se observan cambios en los niveles de eficiencia y atribuir la diferencia entre ambos índices de eficiencia a la influencia de los inputs no discrecionales sobre el proceso productivo.

Primera Etapa

$$\begin{aligned} \text{Max } & \phi_{1P} \\ \text{Sujeto a:} & \\ & \phi_{1P} y_o - Y\mu \leq 0 \\ & Z\mu \leq z_o \\ & e\mu = 1 \\ & \mu \geq 0 \end{aligned} \quad (2)^5$$

Segunda Etapa

$$\begin{aligned} \text{Max } & \phi_{2P} \\ \text{Sujeto a:} & \\ & \phi_{2P} y'_o - Y'\mu' \leq 0 \\ & X'\mu' \leq x_o \\ & e\mu' = 1 \\ & \mu' \geq 0 \end{aligned} \quad (3)^5$$

2.3. Fried y Lovell (1996)

La propuesta de estos autores consta de tres etapas a través de las cuales se pretende eliminar o compensar el efecto de las variables no controlables sobre el nivel de eficiencia técnica de una DMU. En este sentido, se asemeja al modelo anteriormente presentado, aunque las compensaciones no se realizan de igual modo.

En la primera etapa se ignoran los inputs no controlables y se realiza una evaluación inicial de eficiencia con los inputs controlables (ver programa lineal (4)). En esta etapa, para cada DMU, se determinan las holguras totales para los inputs usados en exceso y para los outputs que registran déficit.

Las holguras detectadas en la primera etapa, para los autores, se corresponden con dos efectos: la ineficiencia técnica real y la influencia de los inputs no controlables (no incluidos en el primer análisis).

El objetivo de la segunda etapa consiste en distinguir y cuantificar ambos componentes. Para ello, proponen utilizar un modelo DEA insumo orientado, planteando dos alternativas: realizar, simultáneamente, un único análisis DEA sobre todas las variables de holgura o realizar un análisis DEA para la holgura de cada variable. Esto último implica que el modelo debe resolverse tantas veces como inputs y outputs se hayan considerado en la primera etapa. Por lo tanto, en la segunda etapa se calcula la holgura mínima que cada DMU obtendría para cada variable considerada en la primera etapa (ver programa lineal (5)). Ella está dada por su valor actual para aquellas DMUs que resultan eficientes en la segunda etapa y por la proyección a la frontera para las que resultan ineficientes.

Determinada la holgura mínima, se particiona la holgura total de la primera etapa en las dos componentes antes indicadas. Luego, la primera componente que representa la distancia a la

frontera se utiliza para aumentar el valor de los inputs controlables y disminuir el valor de los outputs, respectivamente ($x_o^* = x_o + (1-\beta)S_{x_o}^-$; $y_o^* = y_o - (1-\beta)S_o^+$). Por lo tanto, el efecto del input no controlable en estas variables se compensa penalizando a las DMUs ineficientes en sus valores originales.

Una vez modificados los datos originales en la tercera etapa se resuelve un modelo DEA similar al de la primera etapa en el que se utilizan los valores ajustados de los outputs e inputs controlables para cada DMU (ver programa lineal (6)).

Primera Etapa

$$\text{Max } \phi_o - \varepsilon (s_{x_o}^- + s_o^+)$$

Sujeto a:

$$\phi_o y_o - Y \mu + s_o^+ = 0$$

$$X \mu + s_{x_o}^- = x_o \quad (4)^5$$

$$e \mu = 1$$

$$\mu \geq 0, s_o^+ \geq 0, s_{x_o}^- \geq 0$$

Segunda Etapa⁶

$$\text{Min } \beta$$

Sujeto a:

$$\beta S_{i_o}^+ - S^+ \lambda \leq 0$$

$$Z \lambda \leq z_o \quad (5)^5$$

$$e \lambda = 1$$

$$\lambda \geq 0$$

Tercera Etapa

$$\text{Max } \phi_{mo}$$

Sujeto a:

$$\phi_{mo} y_o^* - Y^* \mu \leq 0$$

$$X^* \mu \leq x_o^* \quad (6)^5$$

$$e \mu = 1$$

$$\mu \geq 0$$

2.4. Muñiz (2002)

En el modelo anterior una DMU ineficiente en la segunda etapa es penalizada en el valor de sus inputs u outputs observados en la cuantía de la holgura total que indica ineficiencia. Muñiz (2002) considera que ésta es una interpretación confusa respecto a la identificación del efecto del input no controlable en la partición de la holgura total y, por ello, propone una modificación al modelo anterior realizando el ajuste de los datos incrementando los outputs observados y disminuyendo los insumos utilizados en la cuantía de la componente de la holgura total que capta la influencia de los inputs no discretionales ($x_o^* = x_o - \beta S_{x_o}^-$; $y_o^* = y_o + \beta S_o^+$).

De este modo, los datos ajustados se interpretan como los valores que cada DMU alcanzaría en estas variables después de deducir la influencia “negativa” de los inputs no controlables en términos relativos.

Modificados los datos originales se pasa a la tercera etapa en la que se procede de igual modo que en el modelo de Fried y Lovell (1996).

3. La Eficiencia del Sistema de Salud de las Provincias Argentinas en el Año 2009

En Argentina el análisis de eficiencia de las actividades del sector público a nivel nacional, provincial y municipal es incipiente. Los pocos estudios de eficiencia publicados se refieren al sistema de educación superior, al sistema de educación común y un par de equipos de investigación han dirigido sus estudios a la salud pública. Muchas publicaciones pueden hallarse referidas al estado de situación de la salud pública en Argentina pero prácticamente en ninguna de ellas se hace referencia a evaluaciones de eficiencia.

El sector público provincial de la Argentina, incluida la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, a partir del proceso de descentralización de la década del 90 del siglo pasado, es el responsable de administrar el sistema de salud público y, si se analizan las ejecuciones presupuestarias en cada una de ellas, los gastos más significativos respecto del gasto total, corresponden a la función educación y a la función salud.

Ahora bien, se coincide en que el input más relevante, seguramente, es el gasto que cada una de las provincias realiza a efectos de prestar los servicios de salud. Pero también, se admite que existen otros inputs, tales como el nivel educativo de la población, la proporción de población con acceso a obra social o plan médico, el número de médicos, etc., que influyen en los resultados del sistema de salud y que no se hallan bajo el control de la DMU, en este caso la provincia.

⁶ Programa lineal para la holgura total del i-ésimo output. Un programa lineal similar se plantea para la holgura total en input.

Lograr información referida a indicadores de los servicios de salud que puedan utilizarse o permitan elaborar los inputs y outputs que definan el CPP en Argentina no es tarea sencilla. La ausencia de un sistema de indicadores de la gestión pública homogéneo y permanente en el tiempo conduce a que la estimación de la eficiencia deba realizarse con los indicadores disponibles, lo que implica que los resultados están condicionados a tal circunstancia.

Del Ministerio de Salud de la Nación depende la Dirección de Estadística e Información de Salud que, por el momento, publica anualmente dos series de indicadores: la de Estadísticas Vitales y la de Indicadores Básicos. La segunda de las mencionadas contempla distintos rubros, donde incluye información socio-económica de la población, recursos de los servicios de salud y resultados. Sin embargo, la referida a los dos primeros rubros es la correspondiente al Censo 2001, aún no actualizada con el Censo 2010, motivo por el cual no puede relacionarse a los resultados por cuanto éstos se corresponden a cada año de medición.

De este modo, la información sobre indicadores de recursos del proceso cuya eficiencia se pretende estudiar se obtiene del Ministerio de Economía. La Dirección Nacional de Coordinación Fiscal con las Provincias publica anualmente la ejecución presupuestaria de las 24 provincias por finalidad y función, dato que permite obtener un indicador input de los servicios de salud referido al Gasto en Salud por Habitante (GSH). Además, la Dirección Nacional de Relaciones Económicas con las Provincias estima indicadores relativos a población y condiciones de vida a partir de la información censal o EPH y de ellos, se selecciona como indicador input la Proporción de la Población con Cobertura de Salud (PPCS) en razón de que el grado de cobertura de salud puede vincularse con cuestiones vitales directamente relacionadas a la salud de la población.

El primero de los inputs mencionados se halla bajo el control de la DMU a evaluar, es ella la que fija cuánto del presupuesto total se destina a los servicios de salud y por tanto, el GSH es un input discrecional. La PPCS no es controlable por la DMU, en ella influye, significativamente, el incremento o disminución de la formalidad del empleo. Si bien las provincias pueden contribuir con algún tipo de política, ellas no fijan el valor. En consecuencia la PPCS es, a los efectos de este análisis, un input no discrecional.

Respecto de los resultados publicados por la Dirección de Estadística e Información de Salud, éstos se relacionan con indicadores de la salud materno-infantil y con la mortalidad siendo, entonces, indicadores de resultados no deseables del sistema de salud. Ello conduce a la necesidad de definir indicadores de resultados deseables que puedan derivarse de los anteriores.

Por tal motivo, se definen como outputs la variación, expresada como coeficiente, de las diversas tasas que se publican en el Anuario de Indicadores Básicos. Así, un coeficiente superior a la unidad indica una mejora, en tanto que, si resulta inferior a uno indica un deterioro, siendo, en todos los casos, mayor a cero. Considerando las correlaciones más significativas entre los inputs definidos anteriormente y los outputs que se pueden derivar del anuario antes indicado, se seleccionan los siguientes outputs: Variación en la Tasa de Mortalidad Materna (VTMM), Variación en la Tasa de Mortalidad Infantil (VTMI), Variación en la Tasa de Mortalidad de 1 a 4 años (VTM1-4), Variación en la Tasa de Mortalidad Ajustada por Edad por Enfermedades Cardiovasculares (VTMAECV) y Variación en la Tasa de Mortalidad Ajustada por Edad por Enfermedades Infecciosas (VTMAEINF). Los valores correspondientes a todas las variables indicadas se presentan en la Tabla 2.

Establecido que el conjunto de unidades a comparar está constituido por 23 provincias más la Ciudad Autónoma de Buenos Aires y definidos los conjuntos de inputs y outputs, sólo resta precisar el modelo DEA que se utiliza para estimar la eficiencia técnica del servicio de salud.

Puede notarse (ver Tabla 3), en todas las variables consideradas, en particular en los inputs, una distancia importante entre el valor mínimo y el máximo. Cuando esa característica está presente, el modelo que mejor se adapta es el conocido como modelo BCC o modelo con retornos variables a escala producto orientado. El índice de eficiencia que se obtiene a partir de un modelo BCC aísla el componente debido a una escala de producción inadecuada, de allí que, a la medida de eficiencia se la denomina Eficiencia Técnica Pura (ETP).

DMU		(I) GSH	(I) PPCS	(O)VTMM	(O)VTMI	(O)VTMI-4	(O)VTMAECV	(O)VTMAEINF
Buenos Aires	1-BA	288,1165	63,35	0,8000	0,9920	1,0000	1,0350	0,9427
Catamarca	2-Cata	803,4073	59,04	0,2625	1,0552	1,3333	1,0149	0,7574
Chaco	3-Cha	643,1453	39,75	0,8454	1,0112	1,1111	1,0352	1,0056
Chubut	4-Chu	882,8717	70,92	1,2750	1,1064	0,5000	1,0715	1,4793
Ciudad Autónoma de Buenos Aires	5-Caba	1324,5091	80,91	0,5000	0,9059	1,0000	1,0182	1,0195
Córdoba	6-Cba	375,3150	65,41	0,4722	1,1308	1,2000	1,0174	0,7853
Corrientes	7-Cor	396,7378	47,93	1,2245	1,1176	1,5000	1,0486	0,9166
Entre Ríos	8-ER	553,6854	62,80	0,4667	1,1441	1,0000	1,0620	0,9887
Formosa	9-For	751,7815	39,68	0,7667	0,9366	1,1818	1,0652	0,5445
Jujuy	10-Ju	613,2726	52,00	1,2048	1,2174	1,1667	1,0319	0,7963
La Pampa	11-LP	832,9211	63,82	2,0278	1,0876	0,8000	1,1147	0,7794
La Rioja	12-LR	681,7109	59,90	0,5750	1,0274	1,0000	0,9895	0,9304
Mendoza	13-Men	374,4779	61,71	1,0000	1,0909	0,8333	1,0174	1,2747
Misiones	14-Mis	233,2171	51,75	0,8172	1,0692	1,0000	1,0354	0,7145
Neuquen	15-Neu	1447,4891	63,49	0,5000	0,9737	1,2500	0,9978	0,9313
Río Negro	16-RN	786,1928	63,99	1,5294	1,3295	1,0000	1,0572	0,9773
Salta	17-Sal	550,6237	49,80	0,7262	1,0286	1,1250	1,0888	0,9175
San Juan	18-SJ	648,4823	53,63	0,1129	1,3091	1,2000	1,0025	1,0237
San Luis	19-SL	763,8630	58,10	0,2449	1,0155	1,3333	1,0537	0,8099
Santa Cruz	20-SC	2021,9327	78,38	0,3462	1,0291	0,7778	1,0182	0,9118
Santa Fe	21-SF	424,2361	66,67	0,4648	1,0360	1,2000	1,0290	0,9272
Santiago del Estero	22-SE	397,2841	41,58	1,3621	0,8595	0,6667	0,8749	0,8643
Tierra del Fuego	23-TF	1917,9624	73,05	1,0000	1,4783	0,5000	0,9225	1,1090
Tucuman	24-Tuc	514,9020	60,92	1,0513	1,0534	1,2500	0,9407	0,9638

Tabla 2: Inputs y Outputs Año 2009⁷

	GSH	PPCS	VTMM	VTMI	VTMI-4	VTMAECV	VTMAEINF
Max	2021,9327	80,9125	2,0278	1,4783	1,5000	1,1147	1,4793
Min	233,2171	39,6844	0,1129	0,8595	0,5000	0,8749	0,5445
Average	759,5057	59,5247	0,8156	1,0835	1,0387	1,0226	0,9321
SD	461,9251	10,7774	0,4522	0,1354	0,2499	0,0512	0,1812

Tabla 3: Estadísticas de los Datos Inputs y Outputs⁸

Además, dada la presencia de un input no discrecional a efectos de medir la influencia del mismo, tal como se indicara, se utilizan cuatro métodos en los que resulta factible estimar un modelo BCC producto orientado.

4. Los Resultados

Para el análisis de eficiencia de los servicios de salud, en una primera instancia se resuelve el modelo BCC para distintos conjuntos de inputs, considerando en todos los casos los mismos outputs. En el primero se supone que ambos inputs son controlables, en el segundo se computa sólo el input controlable y en el tercero sólo el input no discrecional. Posteriormente se aplican los métodos de Ruggiero (1996), Pastor (1994), Fried y Lovell (1996) y Muñoz (2002), obteniéndose los resultados que se presentan en la Tabla 4.

Observando los resultados pareciera que no existen diferencias importantes entre los índices de eficiencia obtenidos por los distintos métodos y modelos considerados. Además, puede advertirse que ambos inputs, el controlable y el no discrecional tienen influencia en el nivel de eficiencia de las DMUs. No obstante, la magnitud de la influencia de cada variable difiere entre los distintos métodos considerados.

En efecto, el método propuesto por Pastor (1994) revela que sólo 4 DMUs resultan ineficientes una vez neutralizado el efecto de la variable no discrecional, situación que discrepa significativamente respecto de los resultados de los otros tres métodos.

Si se evalúa el coeficiente de correlación de Pearson que permite medir el grado de relación entre los distintos índices estimados (Tabla 5) se puede observar que los índices determinados en la segunda etapa de Pastor (1994) tienen una correlación lineal negativa débil o,

⁷ Elaboración propia a partir de la información publicada por el Ministerio de Salud y Economía de la Nación.

⁸ Resultados obtenidos con DEA Solver Pro 7.2.

prácticamente, no tienen relación lineal con los índices estimados por los otros métodos que revelan una mayor influencia de la variable controlable en los niveles de ineficiencia.

DMU	ETP (Ambos Inputs Controlables)(2)	ETP (Único Input GSH) (3)	ETP (Único Input PPCS)(4)	ETP Ruggiero (5)	ETP Pastor 2º Etapa (6)	ETP Fried y Lovell 3º Etapa (7)	ETP Muñiz 3º Etapa (8)
1-BA	1,0000	1,0000	0,9534	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2-Cata	0,9578	0,9578	0,9578	0,9593	1,0000	0,9253	0,9578
3-Cha	1,0000	0,9690	1,0000	1,0000	0,9690	0,9495	0,9690
4-Chu	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
5-Caba	0,9490	0,9490	0,9490	0,9490	1,0000	0,9490	0,9502
6-Cba	0,9952	0,9952	0,9595	0,9952	1,0000	0,9952	0,9952
7-Cor	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
8-ER	1,0000	1,0000	0,9886	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
9-For	1,0000	0,9855	1,0000	1,0000	0,9855	0,9804	0,9856
10-Ju	1,0000	0,9820	1,0000	1,0000	0,9788	0,9718	0,9828
11-LP	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
12-LR	0,9225	0,9225	0,9225	0,9473	1,0000	0,8556	0,9225
13-Men	1,0000	1,0000	0,9967	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
14-Mis	1,0000	1,0000	0,9661	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
15-Neu	0,9440	0,9440	0,9440	0,9501	1,0000	0,9022	0,9440
16-RN	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
17-Sal	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
18-SJ	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
19-SL	0,9894	0,9894	0,9894	0,9894	1,0000	0,9886	0,9894
20-SC	0,9313	0,9313	0,9313	0,9313	1,0000	0,9103	0,9313
21-SF	0,9741	0,9741	0,9627	0,9741	1,0000	0,9671	0,9741
22-SE	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9388	1,0000	1,0000
23-TF	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
24-Tuc	0,9469	0,9469	0,9469	1,0000	1,0000	0,9100	0,9685
Unidades Eficientes	15	12	11	16	20	12	12
Unidades Ineficientes	9	12	13	8	4	12	12
Eficiencia Promedio	0,9838	0,9811	0,9778	0,9873	0,9947	0,9710	0,9821

Tabla 4: Índices de Eficiencia para el Año 2009 (Única Etapa o Última Etapa)⁹

	ETP (Ambos Inputs Controlables)	ETP (Único Input GSH)	ETP (Único Input PPCS)	ETP Ruggiero	ETP Pastor 2º Etapa	ETP Fried y Lovell 3º Etapa	ETP Muñiz 3º Etapa
ETP (Ambos Inputs Controlables)	1						
ETP (Único Input GSH)	0,956527429	1					
ETP (Único Input PPCS)	0,871880517	0,801433846	1				
ETP Ruggiero	0,893260929	0,852613839	0,783360585	1			
ETP Pastor 2º Etapa	-0,243525931	-0,10351971	-0,328900753	-0,22403279	1		
ETP Fried y Lovell 3º Etapa	0,930294404	0,974581733	0,777755852	0,782840165	-0,09210031	1	
ETP Muñiz 3º Etapa	0,937970199	0,98515943	0,786804797	0,905632423	-0,09402184	0,955491299	1

Tabla 5: Coeficiente de Correlación de Pearson¹⁰

Si se analizan los resultados de todas las etapas del método de Pastor (1994), Tabla 6, se observa que 17 DMUs registran ineficiencias (Columna 3 y 7) y que en 13 de ellas toda la ineficiencia es debida a la influencia de la variable no discrecional (Columna 5). Esto, obedece a que este autor parte del supuesto de que por efecto de los inputs no controlables los outputs observados son inferiores a los potencialmente alcanzables por cada DMU, suposición que difiere de la realizada por Ruggiero (1996) y Fried y Lovell (1996). Justamente, estos últimos autores parten de la premisa que las ineficiencias estimadas a partir del input controlable pueden estar vinculadas al efecto de los inputs no controlables.

Si se examinan los resultados de la segunda etapa del método de Fried y Lovell (1996) coincidente con la de Muñiz (2002), Tabla 7, se puede observar que la influencia de la variable controlable en los niveles de eficiencia determinados en la primera etapa es significativa.

Este resultado justifica la alta correlación entre los obtenidos por la propuesta de Fried y Lovell (1996) y Muñiz (2002) con las ETP estimadas considerando como único input el controlable.

⁹ Resultados obtenidos con DEA Solver Pro 7.2 y WinDeap 1.1.2

¹⁰ Resultados obtenidos con Excel 2007

DMU	(1ª Etapa): ETP con No Controlables (2)	(2ª Etapa): ETP con Controlables y Outputs No Modificados (3)	(2ª Etapa): ETP con Controlables y Outputs Modificados (4)	Ineficiencia NC (5)	Ineficiencia C (6)	Eficiencia Total (7)	Ineficiencia Total (8)
1-BA	0,9534	0,9534	1,0000	0,0466	0,0000	0,9534	0,0466
2-Cata	0,9578	0,9578	1,0000	0,0422	0,0000	0,9578	0,0422
3-Cha	1,0000	0,9690	0,9690	0,0000	0,0310	0,9690	0,0310
4-Chu	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
5-Caba	0,9490	0,9490	1,0000	0,0510	0,0000	0,9490	0,0510
6-Cba	0,9595	0,9595	1,0000	0,0405	0,0000	0,9595	0,0405
7-Cor	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
8-ER	0,9886	0,9886	1,0000	0,0114	0,0000	0,9886	0,0114
9-For	1,0000	0,9855	0,9855	0,0000	0,0145	0,9855	0,0145
10-Ju	1,0000	0,9788	0,9788	0,0000	0,0212	0,9788	0,0212
11-LP	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
12-LR	0,9225	0,9225	1,0000	0,0775	0,0000	0,9225	0,0775
13-Men	0,9967	0,9967	1,0000	0,0033	0,0000	0,9967	0,0033
14-Mis	0,9661	0,9661	1,0000	0,0339	0,0000	0,9661	0,0339
15-Neu	0,9440	0,9440	1,0000	0,0560	0,0000	0,9440	0,0560
16-RN	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
17-Sal	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
18-SJ	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
19-SL	0,9894	0,9894	1,0000	0,0106	0,0000	0,9894	0,0106
20-SC	0,9313	0,9313	1,0000	0,0687	0,0000	0,9313	0,0687
21-SF	0,9627	0,9627	1,0000	0,0373	0,0000	0,9627	0,0373
22-SE	1,0000	0,9388	0,9388	0,0000	0,0612	0,9388	0,0612
23-TF	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
24-Tuc	0,9469	0,9469	1,0000	0,0531	0,0000	0,9469	0,0531

Tabla 6: Resultados del Método de Pastor (1994)¹¹

DMU	1-Coef. Beta HGSH	1-Coef. Beta HVTMM	1-Coef. Beta HVTMI	1-Coef. Beta HVTMI-4	1-Coef. Beta HVTMAEC	1-Coef. Beta HVTMAEINF
1-BA	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2-Cata	0,9127	0,8192	0,8936	0,8983	0,7413	0,8333
3-Cha	0,6394	0,7168	0,9296	0,8333	0,6667	0,2188
4-Chu	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
5-Caba	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6-Cba	1,0000	0,2108	0,0000	0,0000	0,0000	0,5968
7-Cor	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
8-ER	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
9-For	0,8674	0,0000	0,9541	0,6471	0,3125	0,9330
10-Ju	1,0000	0,0000	0,7826	0,7143	0,4211	0,8311
11-LP	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
12-LR	0,5521	0,6310	0,9425	0,9286	0,8544	0,6835
13-Men	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
14-Mis	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
15-Neu	0,8764	0,6587	0,9615	0,9189	0,7511	0,5536
16-RN	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
17-Sal	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
18-SJ	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
19-SL	0,8992	0,7893	0,9231	0,6000	0,0000	0,7664
20-SC	0,4910	0,5939	0,0000	0,1902	0,3516	0,2587
21-SF	1,0000	0,4452	0,5756	0,6908	0,2903	0,0000
22-SE	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
23-TF	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
24-Tuc	0,0000	0,0000	0,9206	0,9143	0,8846	0,5370
Promedio	0,8433	0,7027	0,8285	0,8057	0,7197	0,7588

Tabla 7: Proporción de la Holgura Total que Corresponde a Ineficiencia Real¹²

Las circunstancias antes indicadas inducen a comparar los resultados de los diversos métodos computando para el caso del método de Pastor (1994) la denominada “Eficiencia Total” (Columna 3 ó 7 de la Tabla 6).

Examinando los valores de la Tabla 8, en particular los de las columnas 5, 6, 7 y 8, se podría afirmar que no existen diferencias extremas entre los resultados de los cuatro métodos en lo que al índice de eficiencia se refiere. Esto se manifiesta claramente en los Coeficientes de Correlación de Pearson expuestos en la Tabla 9, donde puede observarse que el menor grado de correlación se registra entre la ETP determinada por Ruggiero (1996) y la de Pastor (1994) con un nivel del 0,68, la que no puede considerarse despreciable.

¹¹ Resultados obtenidos con DEA Solver Pro 7.2

¹² Resultados obtenidos con DEA Solver Pro 7.2

DMU	ETP (Ambos Inputs Controlables)(2)	ETP (Único Input GSH) (3)	ETP (Único Input PPCS)(4)	ETP Ruggiero (5)	ETP Pastor Eficiencia Total (6)	ETP Fried y Lovell 3º Etapa (7)	ETP Muñiz 3º Etapa (8)
1-BA	1,0000	1,0000	0,9534	1,0000	0,9534	1,0000	1,0000
2-Cata	0,9578	0,9578	0,9578	0,9593	0,9578	0,9253	0,9578
3-Cha	1,0000	0,9690	1,0000	1,0000	0,9690	0,9495	0,9690
4-Chu	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
5-Caba	0,9490	0,9490	0,9490	0,9490	0,9490	0,9490	0,9502
6-Cba	0,9952	0,9952	0,9595	0,9952	0,9595	0,9952	0,9952
7-Cor	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
8-ER	1,0000	1,0000	0,9886	1,0000	0,9886	1,0000	1,0000
9-For	1,0000	0,9855	1,0000	1,0000	0,9855	0,9804	0,9856
10-Ju	1,0000	0,9820	1,0000	1,0000	0,9788	0,9718	0,9828
11-LP	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
12-LR	0,9225	0,9225	0,9225	0,9473	0,9225	0,8556	0,9225
13-Men	1,0000	1,0000	0,9967	1,0000	0,9967	1,0000	1,0000
14-Mis	1,0000	1,0000	0,9661	1,0000	0,9661	1,0000	1,0000
15-Neu	0,9440	0,9440	0,9440	0,9501	0,9440	0,9022	0,9440
16-RN	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
17-Sal	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
18-SJ	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
19-SL	0,9894	0,9894	0,9894	0,9894	0,9894	0,9886	0,9894
20-SC	0,9313	0,9313	0,9313	0,9313	0,9313	0,9103	0,9313
21-SF	0,9741	0,9741	0,9627	0,9741	0,9627	0,9671	0,9741
22-SE	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9388	1,0000	1,0000
23-TF	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
24-Tuc	0,9469	0,9469	0,9469	1,0000	0,9469	0,9100	0,9685
Unidades Eficientes	15	12	11	16	7	12	12
Unidades Ineficientes	9	12	13	8	17	12	12
Eficiencia Promedio	0,9838	0,9811	0,9778	0,9873	0,9725	0,9710	0,9821

Tabla 8: Índices de Eficiencia para el Año 2009 (Pastor (1994) con Eficiencia Total)

	ETP (Ambos Inputs Controlables)	ETP (Único Input GSH)	ETP (Único Input PPCS)	ETP Ruggiero	ETP Pastor Eficiencia Total	ETP Fried y Lovell 3º Etapa	ETP Muñiz 3º Etapa
ETP (Ambos Inputs Controlables)	1						
ETP (Único Input GSH)	0,956527429	1					
ETP (Único Input PPCS)	0,871880517	0,801433846	1				
ETP Ruggiero	0,893260929	0,852613839	0,783360585	1			
ETP Pastor Eficiencia Total	0,763724861	0,769521581	0,848131665	0,683250881	1		
ETP Fried y Lovell 3º Etapa	0,930294404	0,974581733	0,777755852	0,782840165	0,751476892	1	
ETP Muñiz 3º Etapa	0,937970199	0,98515943	0,786804797	0,905632423	0,759743259	0,955491299	1

Tabla 9: Coeficiente de Correlación de Pearson (Pastor (1994) con Eficiencia Total)¹³

Todo lo anterior conduce a aseverar que sobre la eficiencia del sistema de salud de las provincias argentinas influyen los dos inputs considerados y que la magnitud del efecto de cada variable varía según el método que se utilice para tratar de desagregar y/o eliminar los efectos de las variables no controlables.

Considerando los resultados de la propuesta de Ruggiero (1996) la variable no discrecional tiene una influencia débil en el nivel de eficiencia de sólo 7 provincias. Ellas son, Catamarca, Chaco, Formosa, Jujuy, La Rioja, Neuquén y Tucumán. Según los resultados del método de Pastor (1994) esta misma variable influye en el nivel de eficiencia de 13 DMUs, determinando en todos los casos el 100% del grado de ineficiencia. Dichas DMUs son: Buenos Aires, Catamarca, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Córdoba, Entre Ríos, La Rioja, Mendoza, Misiones, Neuquén, San Luis, Santa Cruz, Santa Fe y Tucumán.

Examinando los valores de la Tabla 7, para la propuesta de Fried y Lovell (1996) la influencia de la variable controlable es superior a la de la no discrecional que posee una influencia leve en el nivel de eficiencia de 10 DMUs: Catamarca, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Córdoba, La Rioja, Neuquén, San Luis, Santa Cruz, Santa Fe y Tucumán.

Al cambiar el modo de ajuste de los datos, el método propuesto por Muñiz (2002) revela que prácticamente no existe influencia de la variable no discrecional en los niveles de ineficiencia

¹³ Resultados obtenidos con Excel 2007

determinados en la primera etapa (Columna 3, Tabla 8). Sólo se modifican levemente los índices de eficiencia de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Formosa, Jujuy y Tucumán.

Ahora bien, si se compara la ETP computando a ambos inputs como controlables (Columna 2 de la Tabla 8) con los que surgen de la aplicación del método de Pastor (1994), se puede afirmar que 8 DMUs consideradas inicialmente eficientes pierden tal condición, 3 por efecto de la variable controlable y 5 debido a la influencia de la variable no discrecional. Si se compara con los métodos de Fried y Lovell (1996) y Muñiz (2002) sólo Chaco, Formosa y Jujuy pierden la condición de eficiente, siendo las mismas DMUs identificadas como ineficientes por el método de Pastor (1994) por influencia de la variable controlable. Estas ineficiencias no son detectadas por el método propuesto por Ruggiero (1996).

5. Conclusión

El análisis desarrollado en el presente trabajo permite introducir una aproximación de la eficiencia del sistema de salud de las provincias argentinas, considerando la información disponible.

El análisis revela que el grado de ineficiencia es relativamente bajo si se considera que en caso alguno de los analizados, el nivel promedio supera el 3% y sólo 1 de las 24 unidades evaluadas presentaría un nivel de ineficiencia superior al 10% (caso de La Rioja cuando se la evalúa con el método de Fried y Lovell (1996)).

Del proceso de comparación de los métodos de Ruggiero (1996), Pastor (1994), Fried y Lovell (1996) y Muñiz (2002) realizado con el objetivo de estudiar los efectos del input no controlable, se concluye que tanto el input controlable como el no controlable tienen influencia sobre el grado de eficiencia de las provincias. Sin embargo, la medida de la influencia de cada variable es disímil entre los cuatro métodos.

Si bien resulta necesario probarlo en mucho más de un caso, lo que se ha podido observar es que sobre los resultados finales influyen significativamente los del modelo que se resuelva en la primera etapa. En efecto, el modelo de la primera etapa del método de Pastor (1994) es un modelo BCC que considera sólo el input no controlable (Columna 4 de la Tabla 8) y se puede observar que entre la ETP de dicho modelo y los niveles de "Eficiencia Total" determinados luego de la última etapa (Columna 6 de la Tabla 8) existe una correlación fuerte (ver Tabla 9). Una situación similar se observa si se analiza la correlación entre la ETP determinada en la primera etapa del método de Fried y Lovell (1996) o Muñiz (2002) (Columna 3 de la Tabla 8), que corresponde a un modelo BCC que considera sólo el input controlable, con los resultados de la última etapa de ambos métodos. Ciertamente, el grado de correlación entre los resultados antes indicados es muy fuerte pues supera el 95% en ambos casos (ver Tabla 9).

Esta situación hace que los distintos métodos considerados revelen para una misma DMU un idéntico nivel de eficiencia por efecto de distintas variables. Por ejemplo, el caso de Catamarca. El método de Pastor (1994) indica que esta DMU tiene una ineficiencia por influencia de la PPCS del 5,10%. Ese mismo nivel de ineficiencia es revelado por el método de Muñiz (2002) pero debido a una deficiente utilización del recurso GSH.

Esta tendencia a sobrevalorar la influencia del input utilizado en el modelo de la primera etapa hace que las conclusiones a la que se arriben deban ser adoptadas con la debida cautela.

No obstante lo anterior, se revela la utilidad de este tipo análisis pues como se afirmara, el hecho de no distinguir entre inputs discretos y no discretos puede conducir a conclusiones un tanto alejadas de la realidad. En este caso se ha podido mostrar, y en ello coinciden tres de los métodos utilizados, que si el estudio se realizara considerando ambos inputs como discretos Chaco, Formosa y Jujuy resultarían eficientes. En el proceso de eliminar los efectos de la variable no discrecional, se demuestra que las 3 provincias son ineficientes y con el nivel de GSH que realizan deberían obtener mejores resultados.

Referencias

Banker, R. D. y Morey, R. C. (1986), Efficiency Analysis for Exogenously Fixed Inputs and

Outputs, *Operations Research*, 34 (4), 513-521.

Banker, R. D. y R. Natarajan (2008), Evaluating Contextual Variables Affecting Productivity Using Data Envelopment Analysis, *Operations Research*, 56(1), 48-58.

Fried, H. O. y Lovell, C. A. K. (1996), Searching for the Zeds, Ponencia Presentada en el *II Georgia Productivity Workshop*.

Fried, H. O., Schmidt, S. S. y Yaisawarng, S. (1999), Incorporating the Operating Environment into a Nonparametric Measure of Technical Efficiency, *Journal of Productivity Analysis*, 12 (3), 249-267.

Fried, H., Lovell, C.A.K., Schmidt, S.S. y Yaisawarng S. (2002), Accounting for Environmental Effects and Statistical Noise in Data Envelopment Analysis, *Journal of Productivity Analysis*, 17, 157-174.

Golany, B. y Roll, Y. (1993), Some Extensions of Techniques to Handle Nondiscretionary Factors in Data Envelopment Analysis, *Journal of Productivity Analysis* 4, 419-432.

Johnson, A. L y Kuosmanen T. (2011), One-Stage Estimation of the Effects of Operational Conditions and Practices on Productive Performance: Asymptotically Normal and Efficient, Root-N Consistent Stonezsd Method. *Journal of Productivity Analysis*, 36(2), 219-230.

Muñiz Pérez, M. A. (2001), Introducción de Variables de Control en Modelos DEA, En Alvarez Pinilla, A. (Coordinador) (2001): *La Medición de la Eficiencia y la Productividad*, Ediciones Pirámide, Madrid.

Muñiz, M. A. (2002), Separating Managerial Inefficiency and External Conditions in Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research* 2002, 143, 625–643.

Pastor, J. (1994), How to Discount Environmental Effects in DEA: An Application to Bank Branches, *Documento de Trabajo del Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas*.

Ray, S. C. (1991), Resource Use Efficiency in Public Schools: A Study of Connecticut Data, *Management Science*, 37 (12), 1620-1628.

Ruggiero, J. (1996), On the Measurement of Technical Efficiency in the Public Sector, *European Journal of Operational Research*, 90, 553–565.

Ruggiero, J. (1998), Non-Discretionary Inputs in Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research*, 111, 461–469.

Simar, L. y Wilson, P. W (2007), Estimation and Inference in Two-Stage, Semi-Parametric Models of Productive Efficiency, *Journal of Econometrics*, 136, 31–64.

Syrjänen, M. J. (2004), Non-Discretionary and Discretionary Factors and Scale in Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research*, 158 (1), 20– 33.

ANEXO I: Notaciones

Sean N DMUs a ser evaluadas y los vectores y matrices que se definen en la Tabla 10:

Vectores	Matrices
$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_M)$: M inputs.	$\mathbf{X} = [x_{ij}]_{M \times N}$: Inputs.
$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_S)$: S outputs.	$\mathbf{Y} = [y_{ij}]_{S \times N}$: Outputs.
$\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_R)$: R inputs no discrecionales.	$\mathbf{Z} = [z_{ij}]_{R \times N}$: Inputs no discrecionales.
$\mu = (\mu_1, \dots, \mu_N)$: N escalares.	$\mathbf{X}' = [x'_{ij}]_{M \times 2N}$: Inputs de 2N DMUs.
$\mu' = (\mu'_1, \dots, \mu'_N, \dots, \mu'_{2N})$: 2N escalares.	$\mathbf{Y}' = [y'_{ij}]_{S \times 2N}$: Outputs de 2N DMUs.
$\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)$: N escalares.	$\mathbf{S}^+ = [s^+_{ij}]_{1 \times N}$: Holguras en outputs
$\mathbf{e} = (1, 1, \dots, 1)$: N elementos iguales a 1.	$\mathbf{X}^* = [x^*_{ij}]_{M \times N}$: Inputs modificados.
s_o^+ : Holgura en output.	$\mathbf{Y}^* = [y^*_{ij}]_{M \times N}$: Outputs modificados.
$s_{x_o}^-$: Holgura en input	
S_o^+ : Holgura total en output = $(\phi - 1)y_o + s_o^+$	
$S_{x_o}^-$: Holgura total en input = $s_{x_o}^-$	
$S_{i_o}^+$: Holgura total en el i-ésimo output	

Tabla 10: Notación Vectores y Matrices para Programas Lineales