

## EL AMBIENTE DE OPERACIÓN Y EL NIVEL DE EFICIENCIA. UN ESTUDIO DE SEGUNDA ETAPA EN EL ÁREA DE SALUD DE GESTIÓN PÚBLICA.

PATRICIA A. IÑIGUEZ – JUAN M. GALLARDO – MARIANA ARBURUA – PABLO PAGANO –  
AGUSTÍN M. ARZÚ  
Facultad de Ciencias Económicas-Universidad Nacional de Río Cuarto-Río Cuarto-Argentina  
[piniguez@fce.unrc.edu.ar](mailto:piniguez@fce.unrc.edu.ar)-[jgallardo@fce.unrc.edu.ar](mailto:jgallardo@fce.unrc.edu.ar)-[mariana\\_arburua@hotmail.com](mailto:mariana_arburua@hotmail.com)-  
[pblpgn@gmail.com](mailto:pblpgn@gmail.com)-[agustin\\_arzu@hotmail.com](mailto:agustin_arzu@hotmail.com)

Fechas recepción: octubre 2022 - Fecha aprobación: abril 2023

ARK CAICYT: <http://id.caicyt.gov.ar/ark:/s18539777/cxjoaldra>

### RESUMEN

El análisis de segunda etapa en un estudio de eficiencia considerando variables ambientales, se basa en la idea de que el ambiente en el que opera una DMU influye sobre los resultados de ésta, aunque no sea controlable por ésta. Este tipo de estudio pretende que el índice de eficiencia que finalmente se asigne se refiera a los resultados del proceso productivo de la que la DMU pueda ser responsable. En este caso, se evalúa -considerando dos modelos empíricos diferentes- la eficiencia de 22 hospitales de gestión pública de la provincia de Córdoba. Las variables ambientales observadas se sintetizan en dos componentes principales que resumen las características socio-económicas fundamentales de la población potencial beneficiaria. Los resultados de los métodos no paramétricos aplicados revelan que la productividad, respecto al insumo cama, es inferior en relación al insumo personal; que la mayor parte de la ineficiencia promedio puede atribuirse a la gestión de la DMU y que; de los dos métodos aplicados, uno aparece como más ecuánime, permitiéndole alcanzar la frontera a las unidades que operan en verdaderos entornos desfavorables, aunque eleva el nivel de eficiencia de todas las DMU del subconjunto ineficiente.

**PALABRAS CLAVE:** Evaluación de eficiencia – DEA – Variables ambientales – Análisis de segunda etapa.

### ABSTRACT

The second stage analysis in an efficiency study considering environmental variables is based on the idea that the environment in which a DMU operates influences its results, although that environment is not controllable by the DMU. This type of study intends that the efficiency index that is finally assigned refers to the results of the production process for which the DMU may be responsible. In this case, the efficiency of 22 publicly managed hospitals in the province of Córdoba, considering two different empirical models, is evaluated. The observed environmental variables are synthesized into two main components that summarize the fundamental socio-economic characteristics of the potential beneficiary population. The results of the non-parametric methods applied reveal

that productivity, with respect to bed input, is lower in relation to personal input; that most of the average inefficiency can be attributed to the management of the DMU and that; between the two methods applied, one appears more equitable, allowing units that operates in true unfavorable environments to reach the frontier, while raising the efficiency level of all DMUs in the inefficient subset.

**KEYWORDS:** Efficiency assessment – DEA – Environmental variables – Second stage analysis.

## 1. INTRODUCCIÓN

Hollingsworth (2003) en su revisión bibliográfica, observa que requiere atención lograr que los resultados de los estudios empíricos en salud resulten útiles a un entorno práctico y afirma que, aunque se están tomando medidas en este sentido, todavía hay mucho camino por recorrer. Considera que hay espacio para el uso de métodos más avanzados en la medición de la eficiencia en el sector de la salud y la atención sanitaria. En particular, muestra que el 50 % de los estudios usan solo Análisis Envolvente de Datos (DEA<sup>1</sup>), sin embargo, observa cierta tendencia a la incorporación de análisis más complejos, como el uso de la puntuación de eficiencia como variable dependiente en un análisis de regresión. Revela que la cuarta parte de los estudios utilizan el análisis de regresión en evaluaciones de dos etapas, generalmente, en un intento de determinar los factores que influyen en la eficiencia.

Si en el presente se realiza una revisión bibliográfica ligera (Matranga, D. et al, 2014, Gholami, R. et al, 2015, Chowdhury, H. et al, 2016, Mamani Paredes, R. P. et al, 2017, Pérez-Romero, C. et al, 2017, Zheng, W. et al, 2018, Zhang, T. et al, 2020, Medarević, A. et al, 2021 e İlgün, G. et al, 2022), la tendencia observada por Hollingsworth (2003) se refleja en muchos de los estudios empíricos de eficiencia en salud y, en particular, de hospitales. En todos los artículos detallados se realizan evaluaciones de dos etapas utilizando, en la primera algunos de los modelos del DEA y, en la segunda, una técnica estadística y/o paramétrica.

El supuesto básico de los análisis de segunda etapa es que los niveles de eficiencia de las DMU<sup>2</sup> dependen de factores ambientales básicamente no controlables por éstas. Esto, sumado a la actual tendencia, lleva a preguntarse, en el marco de la evaluación de eficiencia de los hospitales de gestión pública de la provincia de Córdoba, si las características socio-económicas de la población potencial beneficiaria del establecimiento hospitalario, influyen en el nivel de productividad del mismo. Esto es, si es posible que el nivel de ineficiencia o la eficiencia técnica de un hospital responda a las condiciones más o menos favorables al consumo de atención de salud de la población potencial beneficiaria de su radio de influencia.

El hecho que el ambiente en el que opera un hospital influya sobre los resultados de éste, aunque no sea directamente responsable de su valor, obliga

---

<sup>1</sup> Del inglés *Data Envelopment Analysis*

<sup>2</sup> Del inglés *Decision Making Units*

a buscar una opción de comparación homogénea y equitativa. Ello implica, como afirma Muñiz Pérez (2001), que el índice de eficiencia finalmente asignado a la DMU refleje aquella parte del proceso productivo de la que puede responsabilizarse. Lo dicho puede implicar, en el caso particular de los hospitales, que aquellos establecimientos con una población con características más favorables al consumo de atención de salud, registren mayores niveles de actividad que aquellos cuya población presente condiciones desfavorables, para un mismo nivel de insumo.

Existen diversos métodos para el análisis de segunda etapa propuestos en la literatura. No obstante, siendo el conjunto de DMU pequeño, no resulta conveniente utilizar aquellos que se basen en técnicas estadísticas, tales como regresión y *bootstrap*. En consecuencia, se seleccionan los que consideran solo modelos del DEA, en sus diferentes pasos. Así, se aplican los propuestos por Fried y Lovell (1996) y Muñiz (2002). Si bien éstos no corrigen los niveles de eficiencia de las DMU eficientes, permiten analizar los efectos de los factores ambientales en los niveles de ineficiencia.

Por tal motivo una vez conformados dos modelos empíricos, con sentido conceptual y práctico, para la evaluación de eficiencia de los veintidós hospitales de gestión pública de la provincia de Córdoba y determinadas las medidas de desempeño de cada hospital, se considera evaluar si los factores ambientales explican los niveles de ineficiencia alcanzados.

Así en la sección 2, se sintetiza la primera etapa del análisis de eficiencia, en la sección 3, se consideran las variables ambientales con sus respectivas componentes principales, en la sección 4, se muestran los resultados del análisis de segunda etapa, para presentar las principales conclusiones en la sección 5.

## 2. EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA

La especificación de un modelo empírico es una de las tareas más relevantes de un proceso de evaluación de eficiencia comparativa. Ello obedece a que no solo debe observarse la capacidad de discriminación, sino que debe buscarse un modelo que tenga sentido conceptual tanto desde un punto de vista teórico como desde el práctico, atendiendo, además, a la disponibilidad de datos y al para qué se utilizará el modelo.

En este último sentido, en una evaluación de eficiencia comparativa, importa si el modelo se utiliza para aprender las mejores prácticas, para reasignar recursos entre entidades o para incentivar a los responsables mediante algún sistema basado en el desempeño.

En este marco, con el objeto de evaluar comparativamente la eficiencia de los hospitales de gestión pública provincial, de modo de ofrecer herramientas útiles y racionales en la gestión de los recursos, los autores pretenden establecer uno o más modelos empíricos adecuados.

Luego de una revisión de la literatura, se selecciona como apropiado utilizar el método no paramétrico DEA. Esta elección, se funda en que existe cierta dominación del DEA en este tipo de estudios y ello responde a lo simple que resulta en dicho método trabajar con múltiples *inputs* y *outputs* con diferentes unidades de medida. Además, la dificultad para determinar el costo de los *inputs*,

en particular, en el sector público, da cuenta de la importancia de los estudios en los que solo se evalúa eficiencia técnica. Por último, y especialmente en el sector público, en el que los axiomas usuales de la actividad de producción no se cumplen, existe la posibilidad de definir *inputs* y *outputs* dependiendo del concepto de rendimiento que se considere más apropiado (Worthington, 2004).

Una vez elegido el método, se inicia la búsqueda de indicadores de insumo, proceso, producto e impacto, siguiendo lo que la literatura recomienda para evaluar el desempeño de los centros hospitalarios, para luego reunir datos para su estimación.

Argentina, carece de un sistema de indicadores que conformen una base de datos de alcance público. Por otra parte, existe limitado acceso a datos primarios referidos a los insumos, productos y resultados del sistema hospitalario público y privado. Esta circunstancia, restringe los datos disponibles a los del Registro Federal de Establecimientos Hospitalarios, a los de la unidad ejecutora central del Programa SUMAR<sup>3</sup> -ambas dependencias del Ministerio de Salud de la Nación-, a los del presupuesto del Ministerio de Salud de la provincia de Córdoba y a los que surgen del CENSO 2010.

Luego de una importante tarea, se logra conformar una tabla de datos y, a partir de ellos, se estiman para los veintidós hospitales de gestión pública provincial de la provincia de Córdoba<sup>4</sup>, diecisiete indicadores agrupados en: los vinculados al insumo cama, los relacionados al insumo personal, los referidos a las diversas prestaciones y los correspondientes al grado de atención de la población potencial beneficiaria de los servicios. De este modo, se estructura un panel de datos balanceado con veintidós observaciones y diecisiete variables estimadas en los años 2015, 2016 y 2017.

Como incluir todos indicadores en la evaluación, implicaría tener un modelo empírico en el que todas las DMU resultarían eficientes, se procede a aplicar un par de métodos de selección de variables. Se aplican, el método de selección de variables para datos de panel con base en un indicador multiatributo de Iñiguez et al. (2022) y, con algunas variantes, el método de selección basado en un programa lineal entero mixto, planteado por Peyrache et al. (2020) en el que se maximiza la eficiencia de la DMU promedio. Así, se conforman dos modelos empíricos (ME1 y ME2) con sentido conceptual y práctico que se consideran adecuados y, además, en relación al número de variables respecto del número de observaciones, se ajustan a las propuestas que se hallan en la literatura<sup>5</sup>.

Resulta necesario especificar que, si bien se ha evaluado la eficiencia

---

<sup>3</sup> El Programa SUMAR brinda cobertura a la población materno-infantil, niños, adolescentes y adultos hasta los 64 años sin obra social. Los datos se suministran en el marco de un Convenio de Colaboración y Confidencialidad por el que se acuerda que "Las ideas y opiniones expuestas en esta publicación son de responsabilidad exclusiva de su/s autor/es y no necesariamente reflejan la opinión del Programa SUMAR, ni del Ministerio de Salud de la Nación".

<sup>4</sup> Se consideran únicamente los con atención médica diaria y con especialidades y/u otras profesiones, que no sean centro de rehabilitación o especializados, tales como, maternas, pediátricos, oncológicos, etc.

<sup>5</sup> Una mención bastante completa de las diferentes propuestas de la literatura se halla en Lee y Cai, (2020).

técnica de las DMU en los tres períodos, se ha conformado, a efectos de la evaluación de segunda etapa, un cuarto modelo en el que para cada variable se calcula su valor promedio ponderado. Los resultados que aquí se presentan se corresponden con los del modelo “promedio”.

Tanto el primer modelo empírico como el segundo utilizado para evaluar eficiencia en la primera etapa, se conforman por cinco variables que se detallan en la TABLA 1. Básicamente, ambos modelos difieren en los insumos. El primero, considera el *input* personal de dos categorías, mientras que el segundo se conforma con el *input* cama representado en dos variables. De los tres *outputs*, dos se relacionan al nivel de actividad y el tercero, al grado de cobertura de la población.

ID	Descripción	Tipo	ME1	ME2	Media	Max	Min	DS
I.1	Cantidad de camas disponibles por 1000 habitantes	Input		X	0,965	4,405	0,105	0,948
I.3	Porcentaje de camas generales	Input		X	0,850	1,000	0,420	0,183
I.7	Proporción de personal conducción	Input	X		0,231	0,350	0,009	0,079
I.8	Proporción de personal profesional	Input	X		0,611	0,717	0,509	0,059
O.2	Razón de Rx por consulta	Output		X	0,534	1,449	0,150	0,353
O.5	Proporción consultas ginecología y obstetricia	Output	X	X	0,232	0,423	0,014	0,092
O.10	Índice de cobertura	Output	X	X	0,081	0,258	0,011	0,056
O.12	Promedio de Rx por paciente año	Output	X		1,375	2,119	1,055	0,207

**TABLA 1: Variables que Integran los Modelos**

Fuente: Elaboración propia

En la TABLA 2 se sintetizan los resultados por aplicación de un modelo DEA BCC<sup>6</sup> producto orientado sobre cada uno de los conjuntos de datos. Se selecciona tal modelo por cuanto las variables integrantes constituyen ratios y, en estos casos, así lo recomienda la literatura (Hollingsworth y Smith, 2003).

Observando las principales medidas de desempeño presentadas en la TABLA 2, el ME1 revela un nivel de ineficiencia promedio del 7,3%, en tanto que el ME2, pese a tener un mayor número de unidades eficientes, el 19,54%.

Es de destacar que el subconjunto eficiente del ME1, prácticamente, mantiene tal condición en el ME2. Las excepciones son H5 y H13. La incorporación del O.2 en el ME2, en lugar del O.12, ambos *outputs* vinculados al servicio de Rx, revela un menor nivel de productividad respecto del insumo cama de las DMU ineficientes. Además, muestra como DMU *outliers* a H9, H12 y H22, las que en dicho *output* poseen valores próximos o iguales al máximo. Entre los referentes eficientes, las DMU que se destacan en ambos modelos empíricos, por el número de centros hospitalarios de los que se constituyen referentes, son la H17, centro localizado en el sureste de la provincia, le sigue la H10, localizada en la capital y, en tercer lugar, la H15, perteneciente a un departamento del centro de la provincia.

<sup>6</sup> En referencia al apellido de sus autores: Banker, Charnes y Cooper.

DMU	Eficiencia BCC		Cantidad de Referencias para otras DMU		$\lambda$ promedio	
	ME1	ME2	ME1	ME2	ME1	ME2
H1	1,1873	1,1479				
H2	1,2552	1,8470				
H3	1,0221	1,2586				
H4	1,0326	1,0000		6		0,36
H5	1,0000	1,2859	6		0,47	
H6	1,0158	1,3065				
H7	1,1823	1,5677				
H8	1,2743	1,7262				
H9	1,0630	1,0000		1		1
H10	1,0000	1,0000	7	8	0,3	0,39
H11	1,0181	1,0000		2		0,51
H12	1,0000	1,0000	16	1	0,33	1
H13	1,0000	1,8196	9		0,34	
H14	1,0540	1,1900				
H15	1,0000	1,0000	5	7	0,33	0,59
H16	1,0925	1,0000		2		0,53
H17	1,0000	1,0000	16	11	0,34	0,36
H18	1,0000	1,0000	3	9	0,55	0,23
H19	1,0805	1,0000		3		0,55
H20	1,1279	1,4993				
H21	1,1388	1,2890				
H22	1,1310	1,0000		1		1
<b>Eficiencia Promedio</b>	1,0730	1,1954				
<b>Desvío Eficiencia</b>	1,0792	1,2375				
<b>Valor Máximo</b>	1,2743	1,8470				
<b>Nº DMUs Eficientes</b>	7	11				
<b>Nº DMUs Ineficientes</b>	15	11				

**TABLA 2: Principales Medidas de Desempeño**

Fuente: Elaboración propia

Considerando ambos subconjuntos eficientes y, si se revisa su localización, se puede observar que los centros hospitalarios eficientes, en general, se localizan en zonas favorables al consumo de salud, es decir en departamentos o regiones con niveles socio-educativos y económicos más elevados y son referentes de aquellos que se localizan en zonas más desfavorables. Esto conduce a la necesidad de evaluar el efecto del ambiente, al menos, sobre los niveles de ineficiencia.

### 3. ESTUDIOS DE LAS VARIABLES AMBIENTALES O DE ENTORNO<sup>7</sup>

Previo a evaluar el efecto del ambiente sobre los niveles de ineficiencia, cuestión que se aborda en el análisis de segunda etapa, debe definirse cuáles son las variables que caracterizan el ambiente en el que operan los centros hospitalarios. En la búsqueda de comprender el mayor número de dimensiones y variables, para la segunda etapa se consideran como variables ambientales las dos primeras componentes principales que se obtienen a partir de un análisis de componentes principales (ACP) que se presenta sintéticamente en esta sección.

Para caracterizar desde un punto de vista socio-económico el entorno en el que operan los veintidós hospitales en evaluación, se requiere establecer una zona de influencia. El Ministerio de Salud de la Nación no dispone de tal información y por tal motivo, en primera instancia, se considera como zona de influencia de cada hospital el territorio de cada departamento, con excepción de cuatro a los que se les anexan otros departamentos vecinos y más cercanos que no poseen hospitales.

Los determinantes sociales y económicos de la salud (educación, empleo, vivienda, etc.) que favorecen un mejor estado de salud y que definen el entorno o ambiente en el que opera un hospital, puede describirse mediante un importante número de variables ya que comprende distintas dimensiones.

A partir de los resultados del censo 2010 es factible rescatar variables que se corresponden con seis dimensiones, ellas son: Tipo de Vivienda, Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI), Condición de Actividad, Educación, Disponibilidad de Bienes y Cobertura de Salud.

Con estas seis dimensiones se conforma una tabla de datos con dieciséis variables que corresponden a las seis dimensiones descritas y cuatro variables suplementarias que permiten caracterizar la población ocupada. La descripción de las veinte variables continuas se presenta en la TABLA 3.

El ACP descompone la variabilidad total de la nube de puntos a través del histograma de los valores propios. Un valor propio superior a la unidad demuestra que existe asociación entre las variables. En este caso, los dos primeros valores propios indican una fuerte vinculación entre las variables (ver FIGURA 1 en la sección 6). Las componentes que se generan a partir de ellos, las nuevas variables son combinación lineal de las variables activas y definen un sub-espacio factorial valioso para el análisis.

---

<sup>7</sup> La presente sección es parte del trabajo del becario de investigación Arzú, Agustín realizado bajo la dirección de los autores Iñiguez, Patricia y Juan M. Gallardo y los resultados surgen del informe final presentado ante la Secretaría de Ciencia y Técnica de la UNRC.

<b>Dimensión</b>	<b>En ACP</b>	<b>Variable</b>	<b>Media</b>	<b>Desvío</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
<b>Población según Tipo de Vivienda Particular</b>	Activa	<b>TV Casa-Dpto</b>	0,9808	0,0159	0,9351	0,9939
	Activa	<b>TV Rancho</b>	0,0116	0,0142	0,0023	0,0538
	Activa	<b>Otros tipos de Vivienda</b>	0,0076	0,0048	0,003	0,0259
<b>Población según Condición NBI</b>	Activa	<b>Sin NBI</b>	0,8972	0,0466	0,8021	0,9511
	Activa	<b>Con al menos una NBI</b>	0,1028	0,0466	0,0489	0,1979
<b>Población según Condición de Actividad</b>	Activa	<b>Ocupados</b>	0,9481	0,0137	0,9277	0,9687
	Activa	<b>Desocupados</b>	0,0519	0,0137	0,0313	0,0723
	Suplementaria	<b>Ocup. 14-19</b>	0,0676	0,0075	0,0563	0,0837
	Suplementaria	<b>Ocup. 20-29</b>	0,2275	0,0123	0,2102	0,2606
	Suplementaria	<b>Ocup. 30-64</b>	0,6527	0,0116	0,6274	0,6662
	Suplementaria	<b>Ocup. 65 y más</b>	0,0522	0,0073	0,0383	0,0668
<b>Población según Condición Educativa</b>	Activa	<b>Población de 10 y más Alfabetos</b>	0,9803	0,0077	0,959	0,9897
	Activa	<b>Población de 10 y más Analfabetos</b>	0,0197	0,0077	0,0103	0,041
	Activa	<b>Asiste Educación Formal 3 y más</b>	0,302	0,019	0,2667	0,3357
	Activa	<b>Asistió Educación Formal 3 y más</b>	0,6662	0,0219	0,6322	0,7111
	Activa	<b>Nunca Asistió Educación Formal 3 y más</b>	0,0318	0,0075	0,0194	0,0503
<b>Hogares por disponibilidad de bienes</b>	Activa	<b>Computadora</b>	0,4213	0,093	0,2082	0,5601
<b>Población Según Cobertura de Salud</b>	Activa	<b>Obra Social y Prepaga</b>	0,6102	0,0989	0,4318	0,7218
	Activa	<b>Programas o planes estatales de salud</b>	0,0182	0,0092	0,0096	0,0511
	Activa	<b>No tiene Cobertura</b>	0,3716	0,0964	0,2627	0,5461

**TABLA 3: Variables Socio-Económicas Continuas**

Fuente: Elaboración Propia a Partir de Resultados del Censo 2010 (INDEC). Todas las Variables Expresan una Proporción Sobre el Total. (Arzú A., Informe Final, 2019)

La primera componente principal o primer eje factorial asume el 65,63% de la variabilidad total. Del mismo modo, la segunda componente asume el

15,55% de la variabilidad, por lo que el primer plano factorial reúne el 81,18% de la variabilidad total de la nube de puntos, proporcionando una apropiada explicación de las características socio-educativas y económicas de la población de las zonas de influencia de los hospitales de gestión pública provincial de la provincia de Córdoba.

En la FIGURA 2 de la sección 6 se presentan las coordenadas y contribuciones de cada variable activa a la conformación de cada factor. Las variables que posean mayor coordenada y correlación con un factor son las que lo determinan.

En estos términos, el semi-eje negativo del factor 1 queda caracterizado por el tipo de vivienda casa o departamento, con hogares sin NBI, con población ocupada, que asistió a educación formal, está alfabetizada, posee computadora y cobertura de obra social o prepaga.

En tanto que, al semi-eje positivo del factor 1 contribuyen significativamente el tipo de vivienda rancho que presenta al menos una NBI, con población desocupada, que no posee cobertura de salud, que no asistió o asiste a educación formal, con una proporción importante de analfabetos.

Respecto del segundo factor, es necesario aclarar que lo definen variables que participan en la determinación del primer factor. Esta componente solo permite distinguir entre las zonas que poseen población ocupada que asistió o nunca asistió a educación formal (semi-eje negativo) de aquellas con población desocupada que asiste a educación formal (semi-eje positivo).

En función de las contribuciones descritas, la primera variable factorial puede definirse como los Determinantes Socio-Económicos de la Salud y la segunda como los Determinantes de la Salud: Empleo y Educación.

A partir de los resultados del ACP, es posible representar las distintas zonas de influencia en un plano factorial definido por las dos primeras componentes principales, las que se determinan en función de las características de la población potencial beneficiaria. La localización de cada una de las zonas en el plano antes indicado, se define en función de las nuevas variables factoriales. En la FIGURA 3 de la sección 6, se muestra la representación de las veinte zonas definidas y del total de las variables consideradas en el análisis.

Así, dos variables que poseen alta correlación positiva se ubicarán en el mismo sentido de un eje en el espacio de representación de las variables. Las zonas que presenten valores extremos para las variables se situarán lejos del origen del espacio y en idéntico sentido que ellas; aquellas zonas que posean valores inferiores al promedio, se representarán en sentido opuesto.

A partir de lo que muestra la figura antes indicada, se puede afirmar que el primer eje factorial opone las zonas de influencia con una población potencial beneficiaria con condiciones favorables al consumo de salud (Segundo y Tercer Cuadrante), a aquellas con zona de influencia menos favorables (Primer y Cuarto Cuadrante).

De este estudio se obtienen las coordenadas factoriales para cada zona de influencia, definiendo, de este modo, dos variables que sintetizan los principales determinantes socio-educativos y económicos de la salud, cuyos valores transformados para que resulten positivos, se detallan en la TABLA 4 y

que pueden considerarse, a los efectos de un análisis de eficiencia, como variables no controlables. Así, la primera componente, resume los atributos tipo de vivienda casa-departamento o rancho, la presencia o no de necesidades básicas insatisfechas, el nivel de actividad, la condición educativa, el alfabetismo y la cobertura en salud. Mientras que la segunda componente distingue, principalmente, la condición de empleo y educación.

DMU	Zona N°	CP1	CP2	DMU	Zona N°	CP1	CP2
H1	17	0,51	0,312	H12	7	0,216	0,82
H2	4	1,011	0,682	H13	14	1,013	0,671
H3	20	0,257	0,913	H14	18	0,199	0,733
H4	11	0,325	0,692	H15	18	0,199	0,733
H5	8	0,05	0,883	H16	19	1,05	1,05
H6	10	0,334	0,445	H17	9	0,248	0,842
H7	8	0,05	0,883	H18	15	0,735	0,619
H8	6	0,694	0,518	H19	13	0,249	0,683
H9	16	0,182	0,826	H20	1	0,474	0,587
H10	2	0,356	0,05	H21	12	0,627	0,725
H11	5	0,192	0,639	H22	3	0,449	0,296

**TABLA 4: Coordenadas Factoriales Transformadas<sup>8</sup>: Variables Ambientales**

Fuente: Elaboración propia con Software SPAD 5.6.0.

#### 4. EVALUACIÓN DE SEGUNDA ETAPA

En la literatura, como se comenta al inicio, la tendencia es utilizar en una segunda etapa métodos paramétricos tales como regresión tobit, regresión truncada, *bootstrap*, modelos econométricos para datos de panel y, en muestras pequeñas, algún test no paramétrico. En este caso, ante lo pequeño de la muestra, se recurre a un par de métodos no paramétricos de varias etapas que utilizan programas lineales en todas ellas. Así, se seleccionan los métodos propuestos por Fried y Lovell (1996) y Muñiz (2002).

<sup>8</sup> Como puede observarse en la FIGURA 3 de la sección 6, las dos coordenadas factoriales asumen valores en los intervalos [-5, 6,50] y [-3, 4,10], respectivamente. Por otra parte, en la primera los valores negativos se corresponden a las zonas con características socioeconómicas y educativas más favorables, mientras que los positivos a las con condiciones menos propicias. En la segunda, sí, los valores positivos se corresponden a entornos socioeconómicos y educativos que favorecen el consumo de salud por lo que un valor negativo indica lo opuesto. Para considerar cada componente principal como un *input* no controlable es necesario transformarlas de modo que un valor alto y positivo indique que el entorno en el que opera la DMU posee características socioeconómicas y educativas menos favorables. Así, la componente principal 1 se modifica aplicando la Ecuación 1 y la dos utilizando la Ecuación 2.

$$\text{Ecuación 1: } CPM_i = \frac{CP_i - \min CP_i}{\max CP_i - \min CP_i} + 0,05$$

$$\text{Ecuación 2: } CPM_i = \frac{\max CP_i - CP_i}{\max CP_i - \min CP_i} + 0,05$$

Fried y Lovell (1996) proponen un método de tres etapas procurando compensar el efecto de las variables no controlables, en este caso, el ambiente en el que opera cada centro hospitalario, sobre el nivel de ineficiencia técnica. En cada etapa se plantea un programa lineal, (1), (2) y (3) en los que intervienen las variables y parámetros que se detallan en la TABLA 5.

En la primera etapa no se incluyen en el programa lineal (1) los *inputs* no controlables, estimando así, un índice de eficiencia producto orientado con los *inputs* y *outputs* definidos para el modelo empírico. Luego, para cada DMU, se determinan las holguras totales de los *inputs* usados en exceso y de los *outputs* que registran déficit.

Primera Etapa	Segunda Etapa <sup>9</sup>	Tercera Etapa
Max $\phi_o - \varepsilon (s_{x_o}^- + s_o^+)$	Min $\beta$	Max $\phi_{mo}$
Sujeto a:	Sujeto a:	Sujeto a:
$\phi_o y_o - Y\mu + s_o^+ = 0$	$\beta S_{io}^+ - S^+ \lambda \leq 0$	$\phi_{mo} y_o^* - Y^* \mu \leq 0$
$X\mu + s_{x_o}^- = x_o$ (1)	$Z\lambda \leq z_o$ (2)	$X^* \mu \leq x_o^*$ (3)
$e\mu = 1$	$e\lambda = 1$	$e\mu = 1$
$\mu \geq 0, s_o^+ \geq 0, s_{x_o}^- \geq 0$	$\lambda \geq 0$	$\mu \geq 0$

Vectores	Matrices
<b>N</b> = Número de DMU a ser Evaluadas	$X = [x_{ij}]_{M \times N}$ : Inputs
<b>X</b> = (x <sub>1</sub> , x <sub>2</sub> , ..., x <sub>M</sub> ): M inputs	$Y = [y_{ij}]_{S \times N}$ : Outputs
<b>y</b> = (y <sub>1</sub> , y <sub>2</sub> , ..., y <sub>S</sub> ): S outputs	$Z = [z_{ij}]_{R \times N}$ : Inputs no discrecionales
<b>z</b> = (z <sub>1</sub> , ..., z <sub>R</sub> ): R inputs no discrecionales	$S^+ = [s_{ij}^+]_{I \times N}$ : Holguras en outputs
$\mu = (\mu_1, \dots, \mu_N)$ : N escalares	$X^* = [x_{ij}^*]_{M \times N}$ : Inputs modificados
$\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ : N escalares	$Y^* = [y_{ij}^*]_{S \times N}$ : Outputs modificados
<b>e</b> = (1, 1, ..., 1): N elementos iguales a 1	<b>Indices</b>
$s_o^+$ : Holgura en output.	$\phi_o$ : de eficiencia producto orientado
$s_{x_o}^-$ : Holgura en input	$\phi_{mo}$ : de eficiencia producto orientado modificado
$S_o^+$ : Holgura total en output = $(\phi_o - 1)y_o + s_o^+$	
$S_{x_o}^-$ : Holgura total en input = $s_{x_o}^-$	
$S_{io}^+$ : Holgura total en el i-ésimo output	

**TABLA 5: Notación Vectores y Matrices para Programas Lineales**

Las holguras detectadas en la primera etapa, para los autores, se corresponden con dos efectos: la ineficiencia técnica real y la influencia de los

<sup>9</sup> Programa lineal para la holgura total del *i* –ésimo *output*. Un programa lineal similar se plantea para la holgura total en *input*.

*inputs* no controlables.

La segunda etapa busca distinguir y cuantificar ambos componentes. Para ello, se utiliza 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 ( $\beta$ ) que cada DMU obtendría para cada variable considerada en la primera etapa (programa lineal **(2)**).

Determinada la holgura mínima, se divide la holgura total 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 ( $x_o^* = x_o + (1 - \beta)S_{x_o}^-$ ;  $y_o^* = y_o - (1 - \beta)S_{y_o}^+$ ). Por lo tanto, el efecto del *input* no controlable en estas variables se compensa penalizando a las DMU ineficientes en sus valores originales.

Una vez modificados los datos originales, en la tercera etapa se resuelve un programa lineal **(3)** similar al de la primera etapa en el que los *outputs* e *inputs* se corresponden con los valores ajustados de los considerados controlables para cada DMU.

Muñiz (2002) considera que no resulta sencillo interpretar el valor de los *inputs* y *outputs* ajustados, a partir de penalizar el valor de los *inputs* u *outputs* observados en la cuantía de la holgura total que indica ineficiencia, proponiendo una modificación al método 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 discrecionales ( $x_o^* = x_o - \beta S_{x_o}^-$ ;  $y_o^* = y_o + \beta S_{y_o}^+$ ).

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.

Luego, en la tercera etapa se determinan los índices de eficiencia ajustados a partir del programa lineal **(3)**.

En las TABLAS 6 y 7 se presentan los resultados de la segunda y tercera etapa de cada uno de los métodos para cada uno de los modelos empíricos. Los de la etapa 1 se corresponden con los de la TABLA 2.

Tanto en el ME1 como en el ME2, los valores de los índices  $\beta$  promedio, revelan que el entorno socio-educativo y económico explica una baja proporción de la ineficiencia. Si se revisan los valores de la TABLA 6, con excepción de las DMU H6, H11 y H16, el efecto sobre la holgura total debido a las variables no controlables no supera el 0,50. Luego, si se observa la TABLA 7, si bien hay un mayor número de casos con un índice  $\beta$  superior al 0,50, el mayor número de unidades eficientes, hace que el promedio resulte similar al que surge de la TABLA 6. No obstante, ese grado de influencia no resulta suficiente para que los centros hospitalarios, ajustado el efecto de la variable no controlable, alcancen la

frontera.

Justamente, el modo en que se ajustan los valores de los *inputs* y *outputs* en el método de Fried y Lovell (1996), que penaliza a las unidades ineficientes incrementado el *input* y disminuyendo el *output* en la proporción  $1-\beta$ , hace que dos DMU (H6 y H16), en el caso del ME1, mantengan su nivel de ineficiencia y, para el caso del ME2, solo una, H13. Para las restantes DMU ineficientes, los niveles de ineficiencia se elevan. Así, sostiene el subconjunto eficiente y eleva el nivel de ineficiencia del subconjunto ineficiente.

El cambio introducido por Muñiz (2002), busca maximizar la eficiencia. Así, para el caso del ME1, las DMU H6 y H16, con los *inputs* y *outputs* ajustados, alcanzan la frontera eficiente. Lo mismo ocurre con H13, en el caso del ME2.

Estos últimos resultados pueden considerarse un tanto más conformes a la idea de atribuirle a la DMU el nivel de ineficiencia del cual es responsable. Tanto la DMU H16 como la H13, operan en entornos socio-educativos y económicos desfavorables. Son centros hospitalarios localizados en los departamentos menos desarrollados. Éstos, se caracterizan por la presencia de viviendas rancho que presentan al menos una necesidad básica insatisfecha, con población desocupada, que no posee cobertura de salud, que no asistió o asiste a educación formal, con una proporción importante de analfabetos.

## 5. CONCLUSIONES

Si bien el presente tiene como objetivo evaluar si las características socio-educativas y económicas de la población potencial beneficiaria de los establecimientos hospitalarios, influyen en el nivel de ineficiencia, la necesidad de revisar previamente los resultados de una primera etapa permite concluir que, ambos modelos empíricos pueden resultar adecuados en función del número de variables, el tipo de variables consideradas y el grado de discriminación. Sin embargo, el ME1 manifiesta resultados más beneficiosos para el conjunto de los centros hospitalarios, pues registra un menor nivel de ineficiencia, un mayor grado de discriminación y no presenta unidades *outliers*.

El hecho de utilizar dos procedimientos de selección que conducen a dos modelos empíricos en los que la principal diferencia se halla en los *inputs*, permite afirmar que el nivel de actividad y cobertura, en relación al insumo cama, es inferior que si se lo vincula al insumo personal.

El estudio de las variables de la zona de influencia definida para cada centro hospitalario realizado a través de un ACP, no solo facilita dos coordenadas factoriales con una representación significativa, sino que permite distinguir las zonas más desfavorables de las más propicias al consumo de salud.

Si bien la influencia promedio del ambiente socio-educativo y económico aparece como escaso -en promedio no alcanza el 25%-, debe tenerse en cuenta que solo tres zonas de influencia de los centros hospitalarios de la provincia poseen condiciones negativas extremas al consumo de salud, las restantes zonas en la que se localizan los diferentes centros hospitalarios, registran características más favorables. Tal circunstancia, muestra que la mayor parte de la ineficiencia promedio puede atribuirse a la gestión de la DMU y no a su entorno.

ME1 DMU	Indice Beta						Eficiencia BCC Ajustada	
	I.7	I.8	O.5	O.10	O.12	Promedio	Fried y Lovell (1996)	Muñiz (2002)
H1	0,0000	1,0000	0,1674	0,1878	0,2112	<b>0,3133</b>	1,3981	1,1455
H2	0,0000	1,0000	0,3350	0,5369	0,3320	<b>0,4408</b>	1,5080	1,1542
H3	0,0000	0,1706	0,1684	0,2094	0,6780	<b>0,2453</b>	1,0305	1,0080
H4	0,0000	0,3686	0,2420	0,2530	0,4913	<b>0,2710</b>	1,0506	1,0169
H5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H6	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	1,0000	<b>0,6000</b>	1,0158	1,0000
H7	0,0000	0,3302	0,1008	0,0342	0,0977	<b>0,1126</b>	1,4162	1,1623
H8	0,9053	0,6589	0,2135	0,1806	0,1876	<b>0,4292</b>	1,6406	1,2124
H9	0,0000	0,2045	0,2971	0,1301	0,2341	<b>0,1732</b>	1,1165	1,0472
H10	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H11	0,0000	0,1887	0,7459	1,0000	0,8534	<b>0,5576</b>	1,0212	1,0030
H12	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H13	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H14	1,0000	0,0000	0,2806	0,1719	0,2727	<b>0,3450</b>	1,0973	1,0388
H15	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H16	1,0000	0,0000	1,0000	1,0000	1,0000	<b>0,8000</b>	1,0925	1,0000
H17	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H18	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H19	0,0000	0,2213	0,2172	0,0943	0,1779	<b>0,1421</b>	1,1569	1,0651
H20	0,3647	0,0000	0,2489	0,3527	0,2332	<b>0,2399</b>	1,2477	1,0931
H21	1,0000	0,0000	0,3044	0,6845	0,3301	<b>0,4638</b>	1,2539	1,0876
H22	0,0000	0,1680	0,0366	0,2487	0,2024	<b>0,1311</b>	1,2625	1,1014
<b>Promedio</b>	<b>0,1941</b>	<b>0,1959</b>	<b>0,2435</b>	<b>0,2765</b>	<b>0,2864</b>	<b>0,2393</b>	<b>1,1369</b>	<b>1,0497</b>
<b>Desvío Eficiencia</b>							<b>1,1742</b>	<b>1,0660</b>
<b>Valor Máximo</b>							<b>1,6406</b>	<b>1,2124</b>
<b>N° DMUs Eficientes</b>							<b>7</b>	<b>9</b>
<b>N° DMUs Ineficientes</b>							<b>15</b>	<b>13</b>

**TABLA 6: Resultados Segunda y Tercera Etapa**

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, de los dos métodos aplicados, por los resultados obtenidos, la modalidad de ajuste de Muñiz (2002) aparece como más ecuánime, permitiéndole alcanzar la frontera a las unidades que operan en verdaderos entornos desfavorables, aunque eleva el nivel de eficiencia de todas las DMU del subconjunto ineficiente. El método de Fried y Lovell (1996) incrementa el nivel de ineficiencia y, en aquellas DMU con zonas de influencia con características desfavorables, les mantiene el grado de ineficiencia, considerando que ésta es

real y atribuible a la gestión de la DMU.

ME2 DMU	Indice Beta						Eficiencia BCC Ajustada	
	I.1	I.3	O.2	O.5	O.10	Promedio	Fried y Lovell (1996)	Muñiz (2002)
H1	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	0,6279	<b>0,5256</b>	1,1674	1,0148
H2	0,2757	1,0000	0,9357	1,0000	0,1443	<b>0,6711</b>	2,2055	1,1241
H3	0,0914	1,0000	0,7259	0,9428	0,2149	<b>0,5950</b>	1,4367	1,1092
H4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H5	0,0000	0,2124	0,2896	0,4597	0,5909	<b>0,3105</b>	1,5081	1,1294
H6	0,0000	0,1030	0,5646	0,5387	0,4355	<b>0,3284</b>	1,5412	1,1319
H7	0,0000	0,0000	0,3734	0,3376	0,2049	<b>0,1832</b>	2,6180	1,3439
H8	0,6703	0,0000	1,0000	0,7307	0,1046	<b>0,5011</b>	3,0223	1,3300
H9	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H10	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H11	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H12	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H13	1,0000	0,0000	1,0000	1,0000	1,0000	<b>0,8000</b>	1,8196	1,0000
H14	0,0000	0,0462	0,8071	0,8315	0,8574	<b>0,5084</b>	1,2271	1,0260
H15	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H16	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H17	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H18	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H19	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
H20	0,0000	0,4274	0,2579	0,3382	0,2770	<b>0,2601</b>	2,2668	1,2917
H21	0,0000	0,0000	0,8292	0,7283	0,5950	<b>0,4305</b>	1,3992	1,0652
H22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	<b>0,0000</b>	1,0000	1,0000
<b>Promedio</b>	<b>0,0926</b>	<b>0,1268</b>	<b>0,3538</b>	<b>0,3594</b>	<b>0,2297</b>	<b>0,2325</b>	<b>1,3242</b>	<b>1,0660</b>
<b>Desvío Eficiencia</b>							<b>1,4435</b>	<b>1,1614</b>
<b>Valor Máximo</b>							<b>3,0223</b>	<b>1,3439</b>
<b>N° DMUs Eficientes</b>							<b>11</b>	<b>12</b>
<b>N° DMUs Ineficientes</b>							<b>11</b>	<b>10</b>

**TABLA 7: Resultados Segunda y Tercera Etapa**

Fuente: Elaboración propia

6. FIGURAS

EIGENVALUES  
 COMPUTATIONS PRECISION SUMMARY : TRACE BEFORE DIAGONALISATION.. 16.0000  
 SUM OF EIGENVALUES..... 16.0000  
 HISTOGRAM OF THE FIRST 16 EIGENVALUES

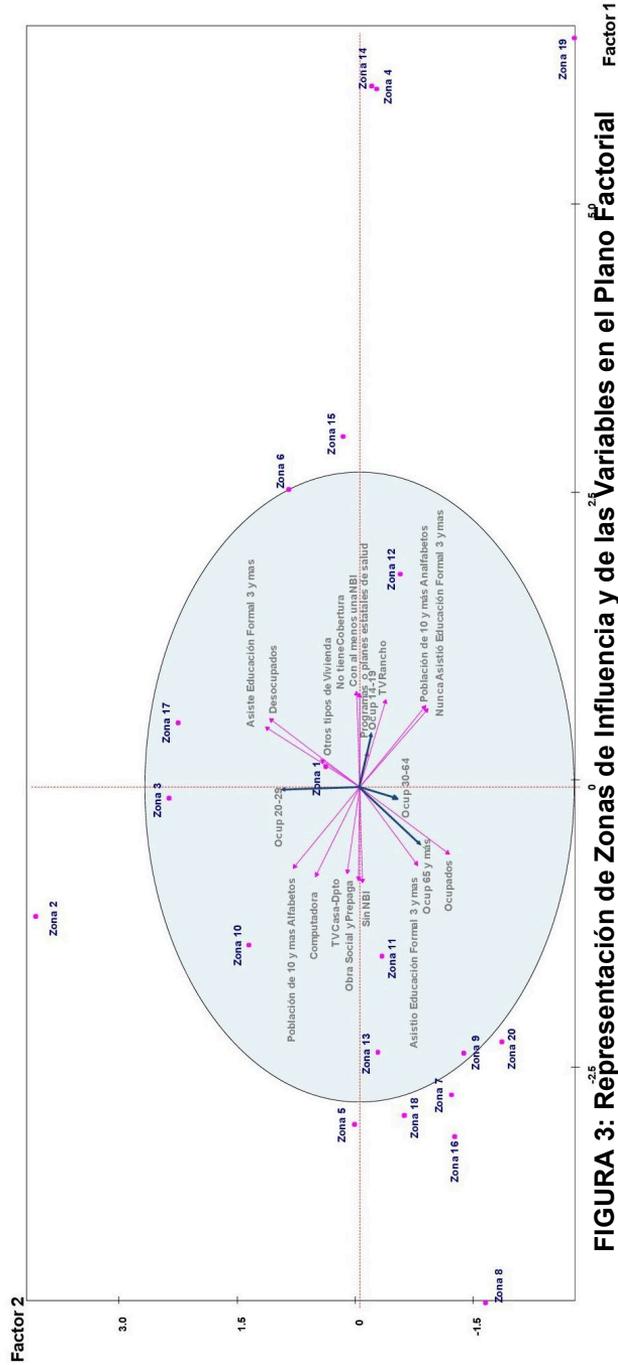
NUMBER	EIGENVALUE	PERCENTAGE	CUMULATED PERCENTAGE
1	10.5001	65.63	65.63
2	2.4881	15.55	81.18
3	1.1386	7.12	88.29
4	0.9398	5.87	94.17
5	0.4880	3.05	97.22
6	0.2312	1.45	98.66
7	0.1243	0.78	99.44
8	0.0431	0.27	99.71
9	0.0309	0.19	99.90
10	0.0159	0.10	100.00
11	0.0000	0.00	100.00
12	0.0000	0.00	100.00
13	0.0000	0.00	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00
16	0.0000	0.00	100.00

FIGURA 1: Histograma de los Valores Propios  
 Fuente: Elaboración Propia con Software SPAD 5.6.0. (Arzú A., Informe Final, 2019)

LOADINGS OF VARIABLES ON AXES 1 TO 5  
ACTIVE VARIABLES

IDEN - SHORT LABEL	LOADINGS					VARIABLE-FACTOR CORRELATIONS					NORMED EIGENVECTORS				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
C2 - TV Casas-Dpto	-0.89	0.09	0.34	-0.17	0.13	-0.89	0.09	0.34	-0.17	0.13	-0.27	0.06	0.32	-0.17	0.18
C3 - TV Rancho	0.90	-0.20	-0.08	0.17	-0.24	0.90	-0.20	-0.08	0.17	-0.24	0.28	-0.12	-0.08	0.18	-0.34
C4 - Otros tipos de Vivie	0.28	0.28	-0.87	0.05	0.28	0.28	0.28	-0.87	0.05	0.28	0.09	0.18	-0.81	0.05	0.40
C5 - Sin NBI	-0.99	-0.02	0.01	-0.08	-0.03	-0.99	-0.02	0.01	-0.08	-0.03	-0.31	-0.01	0.01	-0.09	-0.04
C6 - Con al menos una NBI	0.99	0.02	-0.01	0.08	0.03	0.99	0.02	-0.01	0.08	0.03	0.31	0.01	-0.01	0.09	0.04
C7 - Ocupados	-0.70	-0.66	-0.12	0.04	0.21	-0.70	-0.66	-0.12	0.04	0.21	-0.21	-0.42	-0.11	0.04	0.31
C8 - Desocupados	0.70	0.66	0.12	-0.04	-0.21	0.70	0.66	0.12	-0.04	-0.21	0.21	0.42	0.11	-0.04	-0.31
C17 - Población de 10 y ma	-0.84	0.49	-0.15	0.08	-0.09	-0.84	0.49	-0.15	0.08	-0.09	-0.26	0.31	-0.14	0.08	-0.13
C18 - Población de 10 y ma	0.84	-0.49	0.15	-0.08	0.09	0.84	-0.49	0.15	-0.08	0.09	0.26	-0.31	0.14	-0.08	0.13
C19 - Asiste Educación For	0.61	0.69	0.21	-0.08	0.27	0.61	0.69	0.21	-0.08	0.27	0.19	0.44	0.20	-0.08	0.39
C20 - Asistio Educación Fo	-0.81	-0.43	-0.23	0.11	-0.29	-0.81	-0.43	-0.23	0.11	-0.29	-0.25	-0.27	-0.22	0.12	-0.42
C21 - Nunca Asistió Educac	0.80	-0.50	0.15	-0.14	0.17	0.80	-0.50	0.15	-0.14	0.17	0.25	-0.32	0.14	-0.14	0.24
C22 - Computadora	-0.92	0.32	0.00	-0.03	-0.02	-0.92	0.32	0.00	-0.03	-0.02	-0.28	0.21	0.00	-0.03	-0.03
C23 - Obra Social y Prepag	-0.97	0.01	0.07	-0.08	0.09	-0.97	0.01	0.07	-0.08	0.09	-0.30	0.01	0.07	-0.08	0.13
C24 - Programas o planes e	0.35	-0.06	-0.25	-0.88	-0.16	0.35	-0.06	-0.25	-0.88	-0.16	0.11	-0.04	-0.24	-0.91	-0.23
C25 - No tiene Cobertura	0.96	0.00	-0.05	0.16	-0.08	0.96	0.00	-0.05	0.16	-0.08	0.30	0.00	-0.04	0.17	-0.11

**FIGURA 2: Coordenadas de las Variables Activas sobre los Primeros 5 Ejes Factoriales**  
Fuente: Elaboración Propia con Software SPAD 5.6.0. (Arzú A., Informe Final, 2019)



**FIGURA 3: Representación de Zonas de Influencia y de las Variables en el Plano Factorial**  
 Fuente: Elaboración Propia con Software SPAD 5.6.0. (Arzú A., Informe Final, 2019)

## 7. REFERENCIAS

Arzú, A. (2019). Informe Final Beca de Investigación. Secretaría de Ciencia y Técnica. Universidad Nacional de Río Cuarto.

Chowdhury, H. y Zelenyuk, V. (2016). Performance of hospital services in Ontario: DEA with truncated regression approach. *Omega*, 63, 111-122. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.10.007>

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

Gholami, R., Higón, D. A. y Emrouznejad, A. (2015). Hospital performance: Efficiency or quality? Can we have both with IT?. *Expert systems with applications*, 42(12), 5390-5400. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.019>

Hollingsworth, B. (2003). Non-parametric and parametric applications measuring efficiency in health care. *Health care management science*, 6(4), 203-218. <https://doi.org/10.1023/A:1026255523228>

Hollingsworth, B. y Smith, P. (2003). Use of ratios in data envelopment analysis. *Applied economics letters*, 10(11), 733-735. <https://doi.org/10.1080/1350485032000133381>

İlgün, G., Sönmez, S., Konca, M. y Yetim, B. (2022). Measuring the efficiency of Turkish maternal and child health hospitals: A two-stage data envelopment analysis. *Evaluation and Program Planning*, 91, 102023. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2021.102023>

Iñiguez, P. A., Gallardo, J. M., Arburua, M., y Pagano, P. (2022). Multi-stage variable selection method for efficiency evaluation with DEA models and panel data. *Boletín de Estadística e Investigación Operativa BEIO*, 38(3), 163-175. [https://www.seio.es/wp-content/uploads/2022/12/2022\\_3\\_completo.pdf](https://www.seio.es/wp-content/uploads/2022/12/2022_3_completo.pdf)

Lee, C. Y. y Cai, J. Y. (2020). LASSO variable selection in data envelopment analysis with small datasets. *Omega*, 91, 102019. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.12.008>

Mamani Paredes, R. P. y Luque, E. C. (2017). Medición de la eficiencia técnica de los hospitales en la región de Puno: una aplicación del análisis envolvente de datos (DEA). *Semestre Económico*, 6(2), 7-29. <http://dx.doi.org/10.26867/se.2017.2.66>

Matranga, D., Bono, F., Casuccio, A., Firenze, A., Marsala, L., Giaimo, R., Sapienza, F. y Vitale, F. (2014). Evaluating the effect of organization and context on technical efficiency: a second-stage DEA analysis of Italian hospitals. *Epidemiology Biostatistics and Public Health*, 11(1), 1-11. <http://dx.doi.org/10.2427/8785>

Medarević, A. y Vuković, D. (2021). Efficiency and Productivity of Public Hospitals in Serbia Using DEA-Malmquist Model and Tobit Regression Model, 2015–2019. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(23), 12475. <https://doi.org/10.3390/ijerph182312475>

Muñiz Pérez, M. A. (2001). Introducción de Variables de Control en Modelos DEA, en Alvarez Pinilla, A. (Coordinador), *La Medición de la Eficiencia y la Productividad* (pp 197-217). Ediciones Pirámide.

Muñiz, M. A. (2002). Separating Managerial Inefficiency and External Conditions in Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 143, 625–643. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00344-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00344-7)

Pérez-Romero, C., Ortega-Díaz, M. I., Ocaña-Riola, R. y Martín-Martín, J. J. (2017). Análisis de la eficiencia técnica en los hospitales del Sistema Nacional de Salud español. *Gaceta Sanitaria*, 31, 108-115. <https://dx.doi.org/10.1016/j.gaceta.2016.10.007>

Peyrache, A., Rose, C. y Sicilia, G. (2020). Variable selection in Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 282(2), 644-659. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.09.028>

Worthington, A. C. (2004). Frontier efficiency measurement in health care: a review of empirical techniques and selected applications. *Medical care research and review*, 61(2), 135-170. <https://doi.org/10.1177/1077558704263796>

Zhang, T., Lu, W. y Tao, H. (2020). Efficiency of health resource utilisation in primary-level maternal and child health hospitals in Shanxi Province, China: a bootstrapping data envelopment analysis and truncated regression approach. *BMC health services research*, 20(1), 1-9. <https://doi.org/10.1186/s12913-020-5032-y>

Zheng, W., Sun, H., Zhang, P., Zhou, G., Jin, Q. y Lu, X. (2018). A four-stage DEA-based efficiency evaluation of public hospitals in China after the implementation of new medical reforms. *PloS one*, 13(10), e0203780. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0203780>