

LA EFICIENCIA DE LAS UNIVERSIDADES PÚBLICAS EN ARGENTINA, MEDIANTE EL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS CON BOOTSTRAP.

JUAN ANTONIO DIP

dip@fce.unam.edu.ar

FACUNDO COSTA DE ARGUIBEL

faacu.costa@gmail.com

CAROLINA PAMELA WITTIG¹

caro.wittig@hotmail.com

RESUMEN

La producción en educación pone en juego diferentes factores, cuya combinación contribuye a la realización de uno o varios productos. La Universidad, dentro de la teoría de la firma, puede considerarse como una empresa multiproducto. Sus productos derivan de las tres principales funciones: docencia, investigación y extensión. La combinación de varios insumos que dan origen a dichos productos, nos lleva a pensar en el concepto de eficiencia (técnica).

El trabajo aborda la estimación de dicha eficiencia a través del análisis envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés), que permite contemplar la característica multiproducto de las universidades. La revisión de literatura para Argentina, ha demostrado que existen pocos antecedentes en determinar que factores explican dicha eficiencia. En este sentido, se sigue la metodología de Simar y Wilson (2007), quienes exponen un método de bootstrap para aproximar la distribución asintótica y corregir el sesgo de las estimaciones de los scores de eficiencia, en el marco de un análisis envolvente de datos en dos etapas. La segunda etapa implica una regresión truncada de los scores de eficiencia contra un conjunto de variables independientes. Los datos se obtienen del Anuario 2013 de estadísticas universitarias argentinas de la Secretaría de Políticas Universitarias.

¹ Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Misiones.

INTRODUCCIÓN

La educación superior universitaria es de suma importancia para la construcción del conocimiento en las economías. La contribución de este nivel educativo al desarrollo económico, a la mejora de las políticas educativas, a la eficiencia de las instituciones públicas, ha sido medida a través del esquema de funciones de producción. Dado que el objetivo de la producción es el de servir a las necesidades humanas, desde ese punto de vista, la universidad puede ser considerada como una unidad de producción o una empresa (Olivera, 1967).

Con un aumento constante de ingresos de estudiantes a las universidades públicas y fondos limitados, muchas veces es difícil que las instituciones académicas puedan alcanzar altos niveles de eficiencia. Por ello, las herramientas que tratan de medir la eficiencia en la performance de las mismas, han alcanzado un desarrollo importante en los últimos años. Dada la naturaleza de la Universidad de producir múltiples productos con varios insumos, el concepto de eficiencia se torna de suma importancia.

Koopmans (1951), sugiere que una firma es completamente eficiente (técnicamente) si y solo si, no es posible incrementar cualquier output (producto) o input (insumo) sin empeorar otro output o input.

Empero, el concepto de eficiencia aplicado a la Universidad es el de la eficiencia interna (o técnica) que relaciona los insumos y productos dentro de las empresas. Así, (García de Fanelli, 2002, p.35) define: “una organización será entonces eficiente técnicamente, si logra ubicarse sobre la frontera del conjunto de producción, lo cual indica que ha alcanzado el volumen máximo de producción que puede obtener con una cantidad dada de factores”.

El trabajo aborda la estimación de dicha eficiencia a través del análisis envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés), que permite contemplar la característica multiproducto de las universidades. La revisión de literatura para Argentina, ha demostrado que existen pocos antecedentes en determinar que factores explican dicha eficiencia. En este sentido, se sigue la metodología de Simar y Wilson (2007), quienes exponen un método de bootstrap para aproximar la distribución asintótica y corregir el sesgo de las estimaciones de los scores de eficiencia, en el marco de un análisis envolvente de datos en dos etapas. La segunda etapa implica una regresión truncada de los scores de eficiencia contra un conjunto de variables independientes. Los datos se obtienen del Anuario 2013 de estadísticas universitarias argentinas de la Secretaría de Políticas Universitarias.

ANTECEDENTES

A nivel internacional, la literatura se ha concentrado principalmente en dos métodos para estudiar la eficiencia en la performance de las Universidades: el análisis de frontera estocástica (SFA, por sus siglas en inglés) y análisis envolvente de datos (DEA). Las investigaciones de Johnes (2006), Agasisti & Johnes (2010), Agasisti & Wolszczak-Derlacz (2014) han estudiado a la eficiencia de las universidades y sus determinantes, bajo la metodología de DEA. La revisión realizada para Argentina, se concentró en aquellas investigaciones que han hecho uso del DEA como principal método de estimación de la frontera de eficiencia.

En nuestro país se han utilizado con poca frecuencia, métodos no paramétricos para estudiar la eficiencia de las Universidades. Los primeros trabajos identificados en la revisión, han sido el de Alberto et al. (2007) y el de Coria (2008). Esta última autora analiza la eficiencia técnica de las Universidades de gestión estatal para la República Argentina, haciendo uso del Análisis Envolvente de Datos (DEA). Se consideran los siguientes productos a nivel universitario: graduados y producción científica. En la actividad de investigación, consideró solo las publicaciones registradas en el SCI (Science Citation Index). Dentro de los productos educativos, no se ha considerado al servicio de extensión universitaria. Por el lado de los insumos, ha considerado cuatro: los alumnos cursantes de carreras de grado y pregrado, los gastos de funcionamiento, la cantidad de docentes investigadores y los recursos humanos de las Universidades. Además, consideró dos insumos alternativos: gastos en personal y la cantidad de cargos docentes exclusivos equivalentes. Los resultados reflejan que las Universidades tienen, en promedio, una ineficiencia de escala del 22% o 23%.

Alberto et al., (2010) plantean la necesidad de evaluar la eficiencia en el uso de los recursos asignados a las Universidades públicas, quienes se encuentran dentro de un sistema educativo que presentan ciertas características, diferenciándolas del resto de las Universidades de la región y del mundo. Evalúan únicamente la eficiencia de las Universidades públicas. Los autores utilizan los modelos DEA de Retornos Constantes y de Retornos Variables orientados al output y el modelo de Eficiencias Cruzadas. Los inputs utilizados son dos: planta docente y gasto total ejecutado en las Universidades públicas, mientras que los outputs considerados son: cantidad de alumnos, egresados y producción en investigación. Los resultados son agrupados por Universidades grandes (cuatros), medianas (seis) y pequeñas (veinte). Dentro del primer grupo, la Universidad Nacional de la Plata es la más eficiente y se encuentra primera en el ranking de Evaluaciones Cruzadas. La Universidad mediana mejor posicionada en el ranking es la Universidad de Rosario ocupando el 4o lugar. Respecto de las pequeñas, las Universidades Nacionales de Quilmes, Mar del Plata y

Lomas de Zamora ocupan el 2°, 3° y 5° en el ranking. La mayoría de las Universidades presentan retornos decrecientes a escala, salvo la Universidad Nacional de Tucumán y la del Nordeste (rendimientos constantes). Este es un trabajo ampliado del realizado por Alberto (2007).

En la misma dirección, Quiroga Martínez (2015) analiza la evolución de la eficiencia técnica con DEA para Universidades Nacionales Argentinas durante el periodo 2009 a 2011. Utiliza tres outputs: tasa de egreso, producción científica y proyectos de extensión (voluntariado) y dos inputs: capital humano y capital físico en términos económicos. Se destaca este trabajo, al ser uno de los pocos en incluir al servicio de extensión dentro del vector de outputs de la Universidad. El autor resalta la falta de un indicador multidimensional del servicio de extensión, midiéndolo únicamente como la cantidad de proyectos desarrollados por cada Universidad en el marco del Programa Nacional de Voluntariado Universitario (PNVU). Los resultados muestran que el 55% de las Universidades ha empeorado su eficiencia en el periodo considerado, mientras que el 45% pudo mejorarla. La Universidad Nacional del Sur fue la que experimentó un mayor crecimiento en su eficiencia. Finalmente, Tohmé y Villareal (2017), aplican DEA para analizar la eficiencia relativa del plan de estudios de un programa universitario de contador público y basado únicamente en la Universidad Nacional del Sur.

Las investigaciones resaltadas hasta aquí, no denotan algún tipo de corrección a la estimación de los scores de eficiencia, y tampoco explican los factores o fuentes que contribuyen a la ineficiencia (eficiencia) que se han determinado. Este trabajo pretende hacer un aporte en esa dirección.

METODOLOGIA Y DATOS

La eficiencia en las Universidades, ha sido medida por diversos métodos, principalmente por la metodología DEA y en parte con el índice de Malmquist (Gaymer Cortes y Salas Opazo 2013). DEA permite evaluar ciertos sectores donde es muy difícil valorar en términos pecuniarios los outputs y los inputs. El sector educativo posee esta característica por lo que ha sido muy utilizado en este sector, en especial en las investigaciones internacionales más que en nuestro país.

Si bien Farrell (1957) es el pionero en otorgar una medida cuantitativa de la eficiencia, muchos autores reconocen a los creadores del DEA a Charnes, Cooper & Rhodes (1978, 1981). El análisis envolvente de datos, se trata de un método no paramétrico donde se utilizan medidas de productos e insumos para estimar, con técnicas de programación lineal, un conjunto convexo que representa la frontera de eficiencia. Una particularidad importante que tiene DEA, es la posibilidad de medir la

eficiencia a través de múltiples outputs. La medición de la eficiencia es obtenida en dos pasos: primero, se define una función de frontera o de referencia, que indica el máximo nivel de producto que se alcanza a partir de combinaciones de insumos con una tecnología fija (modelo orientado al producto)². El segundo paso consiste en comparar los resultados obtenidos para cada unidad con la frontera de referencia, de manera tal que cualquier desvío de esta, es considerado como un resultado ineficiente.

La idea general es que existen unidades de toma de decisión (DMU, Decision- Making Unit, en inglés) que poseen cantidades de insumos y productos iniciales. El DEA, busca determinar cuáles son las mejores prácticas al comparar cada DMU con el resto de las unidades de decisión (combinaciones lineales) que son consideradas dentro de un estudio en particular. La frontera de referencia, es formada por las DMUs que son eficientes, permitiendo así conocer aquellas DMUs ineficientes que se localizan por fuera de esta frontera. El DEA provee estimaciones de mejoras potenciales para cada una de las unidades que son ineficientes. Una DMU será eficiente sino existe otra DMU que pueda producir una mayor cantidad de algunos de los productos considerados, sin producir menos de otro y sin la necesidad de incrementar sus insumos. También será eficiente si no existe otra DMU que produzca la misma cantidad de productos con la menor ración de insumos, sin incrementar cualquiera del resto de los insumos considerados. Fija los valores óptimos para cada unidad evaluada al maximizar su eficiencia productiva relativa. En suma, permite la evaluación de la eficiencia relativa de un conjunto de unidades productivas homogéneas.

La orientación al producto del modelo puede ser con rendimientos constantes a escalas (DEA-CC) o con rendimientos variables a escalas (DEA-BCC). En este trabajo se emplea el segundo modelo por dos motivos: en primer lugar, cuando se orienta el modelo al producto, los insumos permanecen fijos con el objetivo de observar como se incrementan los productos, haciendo que la cantidad y calidad de los insumos (estudiantes, docentes etc.) permanezcan fijos, siendo más apropiado esta orientación que la orientación a los insumos (para el caso DEA-CC, la orientación no modifica los resultados).

En segundo lugar, el modelo DEA-BCC, es invariante a la traslación de los productos (Pastor, 1996), es decir, que una constante puede ser adicionada a cualquier producto para solucionar el problema de valores

² También es posible estimar una frontera de eficiencia orientada a los insumos, donde se minimiza la cantidad de los mismos dado un nivel de producto y tecnología disponibles.

negativos o ceros que se puedan presentar sin que se modifiquen los scores de eficiencia obtenidos.

Matemáticamente hablando, el modelo DEA orientado al producto con rendimientos variables a escala (DEA-BCC) para cada unidad analizada, busca resolver lo siguiente:

Ecuación N° 1

$$\begin{aligned} \text{MAX}_{\lambda} \theta_i \quad & \theta_i \text{ s. a. } \theta Y_i \leq Y \\ & X_i \geq X\lambda \\ & n'1\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \\ & i = 1, \dots, \dots, N \end{aligned}$$

$\theta_i > 0$ es la medida de eficiencia para la i -ésima DMU, con Y_i vector de productos e X_i vector de insumos. λ contiene las ponderaciones que resultan de resolver el problema de programación lineal. Si $\theta_i = 1$ la dmu es eficiente y está en la frontera, mientras que si $\theta_i > 1$ es ineficiente. Cuanto más alejada de 1 se encuentre θ_i más ineficiente será la DMU bajo análisis.

Los θ_i (scores de eficiencia) son obtenidos de muestras finitas que dependen de las variaciones muestrales de la frontera de eficiencia estimada. Por ello, Simar y Wilson (2000) diseñan un modelo estadístico y proponen un procedimiento de bootstrap consistente para proveer inferencia estadística de los θ_i en modelos no paramétricos (DEA, en este caso). El procedimiento de bootstrapping permite estimar el sesgo y los intervalos de confianza de las estimaciones originales. En este trabajo se utilizó un bootstrapping heterogéneo de acuerdo a las recomendaciones de Badunenko y Mozharovskyi (2016).

Dado que DEA no explica las diferencias en la eficiencia, en los últimos años se han incrementado los intentos por explicarla. Particularmente, la mayoría de las investigaciones han seguido dos etapas de forma intuitiva:

1. Estimar θ_i usando DEA.
2. Segunda Etapa: Regresar los θ_i estimados en 1, sobre ciertas características de las DMUs (Z_i), en especial a través de mínimos cuadrados ordinarios y regresión censurada tipo Tobit.

De acuerdo a Simar y Wilson (2007), los pasos anteriores serían inapropiados (punto 2), pues carecen de un mecanismo de generación de datos bien definido. Además, los θ_i que surgen del DEA no son

independientes entre sí, y por tanto los métodos de regresión convencionales generarían estimaciones sesgadas.

Para resolver lo anterior, Simar y Wilson (2007) proponen la siguiente metodología, distinguiendo dos tipos de algoritmos. Simulan un proceso de generación de datos en el cual se generan muestras iid mediante bootstrap a partir de las cuales se construyen los errores estándar e intervalos de confianza mediante simulaciones. Los autores proponen un Algoritmo simple N° 1 y un Algoritmo doble N° 2. A diferencia del primero, el segundo incorpora un bootstrap adicional en la primera etapa, que corrige las estimaciones de los índices de eficiencia. Sin embargo, al comparar la performance de los dos algoritmos mediante simulación de montecarlo en un modelo TOBIT y una regresión Truncada, concluyen que el algoritmo N°1 para muestras pequeñas (menos de 400 DMUs) se ajusta mejor que el N°2 con doble bootstrap, el cual experimenta un mejor desempeño a partir de muestras superiores a 800⁽³⁾. Por ello, en este trabajo se realiza el Algoritmo N°1, que implica realizar los siguientes pasos:

- 1) Estimar los θ_i para todas las DMUs $i = 1, \dots, N$ mediante DEA.
- 2) Regresar $\hat{\theta}_i = \beta'Z_i + \varepsilon_i$ usando una regresión truncada mediante máxima verosimilitud. Obtener $\tilde{\beta}$ y $\tilde{\sigma}_\varepsilon$, excluyendo las DMUs que resultaron eficientes ($\hat{\theta}_i = 1, j = 1, \dots, M$). Para el caso de un DEA orientado al producto, $\hat{\theta}_i \in [0, \infty]$ truncada a la izquierda en 1.
- 3) Iterar B veces ($b = 1, \dots, B$) mediante bootstrap (bucles) los tres siguientes pasos:
 - a)- Extraer ε_i^b de una distribución normal $N(0, \tilde{\sigma}_\varepsilon)$ truncada a la izquierda en $(1 - \tilde{\beta}'Z_i)$ para cada $i = M + 1, \dots, N$.
 - b) Calcular $\theta_i^b = \tilde{\beta}'Z_i + \varepsilon_i^b$ para $i = M + 1, \dots, N$.
 - c) Estimar $\tilde{\beta}^b$ y $\tilde{\sigma}_\varepsilon^b$ mediante una regresión truncada usando los scores artificiales de eficiencia θ_i^b como variable dependiente.
- 4) Construir los errores estándar para $\tilde{\beta}$ y $\tilde{\sigma}_\varepsilon$ (intervalos de confianza) de la distribución simulada de $\tilde{\beta}^b$ y $\tilde{\sigma}_\varepsilon^b$.

La selección de las variables es la fase más importante del desarrollo de una evaluación mediante la técnica DEA, debido a que los resultados dependen en gran medida de la adecuada elección de las variables, para asegurar la confiabilidad de los mismos. Si bien no existe un estándar que guíe respecto a la selección de los insumos y productos que evalúan la eficiencia en las Universidades, el criterio seguido en las investigaciones implica tener en cuenta el capital humano-físico en los insumos y los productos que derivan de las funciones de la Universidad:

³ Para un mayor detalle de todo el proceso, se puede consultar a Simar y Wilson (2007).

docencia, investigación y extensión. La selección de todas las variables se realizó en base al anuario 2013 de estadísticas universitarias argentinas de la Secretaría de Políticas Universitarias.

En el año 2013, existían 101 universidades (50 públicas, 50 privadas y una internacional). Estudiaban un total de 1.830.743 alumnos (57,5% mujeres) y 78% de los que egresaron en dicho año asistieron a la Universidad Pública. Por otro lado, el 10,7% de los docentes de las Universidades Nacionales tenían dedicación exclusiva y un 57% dedicación simple.

Teniendo en cuenta la literatura, se seleccionaron las siguientes variables para el modelo DEA y para el modelo de la segunda etapa (Simar y Wilson, 2007), siendo cada Universidad Nacional una DMU:

Productos:

Docencia: cantidad de egresados (EGREC)

Investigación: cantidad de publicaciones por afiliación establecidas en la base de datos de Scopus. (INVESTC)

Extensión y Vinculación universitaria: a) cantidad de proyectos de voluntariados aprobados en la 8va convocatoria (PVC) y b) cantidad de proyectos en los que las universidades coordinan o participan en redes (internacionalización universitaria) (REDESC).

Insumos:

Docentes con dedicación exclusiva: cantidad de cargos docentes con dedicación exclusivas (EXCLUC).

Estudiantes: cantidad de estudiantes por universidad (ESTU).

Personal No Docente: cantidad de personas por escalafón no docente (NODOC).

Variables explicativas (segunda etapa, modelos de regresión)

Presupuesto: total de fuentes de financiamiento para el año 2013. Transferencias devengadas en \$ per cápita (**presupc**).

Género: ratio entre mujeres egresadas % /estudiantes mujeres % (**ratioEGREESTM**)

Antigüedad: años de antigüedad de la institución universitaria (antigüedad)

Docentes con doctorados: Cantidad de docentes que han logrado obtener su doctorado (**docdoct**).

Región Metropolitana: variable dummy que toma valor 1 si la Universidad se encuentra en la región metropolitana de Buenos Aires (incluye Capital Federal) y 0 en Otro caso (**region**)

Carrera de Medicina: una variable 1 si la Universidad ofrece la carrera de Medicina y 0 en otros casos (**facmed**)

Las variables utilizadas en el DEA han sido seleccionadas teniendo en cuenta la literatura existente y se siguió la recomendación de Dyson et. Al (2001), Pastor (1996) respecto a los valores cero de productos. Estos autores también exponen las restricciones del DEA. La muestra final está compuesta por 47 Universidades Nacionales para las cuales se dispone la información anterior. Las estadísticas descriptivas se encuentran en el Anexo

RESULTADOS

La monotonocidad es importante verificar en los modelos de DEA. Por ello se presentan las correlaciones entre inputs y outputs en la tabla N°1. Todas ellas positivas y significativas por lo se verifica la monotonocidad.

Tabla N° 1

	INVESTC	EGREC	PVC	REDESC	EXCLUC	ESTU	NODOC
INVESTC	1						
EGREC	0.8944	1					
PVC	0.9093	0.8408	1				
REDESC	0.4044	0.5129	0.4290	1			
EXCLUC	0.8209	0.8102	0.7879	0.4900	1		
ESTU	0.9520	0.9498	0.9012	0.4068	0.8258	1	
NODOC	0.9506	0.9217	0.8873	0.3835	0.8023	0.9803	1

Fuente: elaboración propia. Todas las correlaciones son significativas al 1%.

La primera parte de la metodología consiste en el cálculo de los scores de eficiencia mediante DEA BCC usando los 4 productos y los 3 insumos. Esta representación es el modelo propuesto. Una regla propuesta para determinar la cantidad mínima de DMUs para el cálculo de los scores, es realizar la multiplicación de productos por la cantidad de insumos y su resultado por 2. En nuestro caso sería $4 \times 3 \times 2 = 24$. Se estimó un modelo DEA con 4 productos y 2 insumos (se quito la variable NODOC) y los resultados no cambiaron sustancialmente. En la tabla N°2 se presentan los resultados de estimaciones convencionales sin aplicar bootstrap en la primera etapa, las corregidas mediante bootstrap y el sesgo de las estimaciones.

Tabla N° 2 – Scores de Eficiencia Modelo DEA BCC orientación al producto.

Universidad	Eficiencia	1/Eficiencia	Efic.Bootstrap	1/Efic.Bootstrap	Sesgo
-------------	------------	--------------	----------------	------------------	-------

Arturo Jauretche	1,000	1,000	1,796	0,557	-0,796
Avellaneda	1,000	1,000	.	.	.
Buenos Aires	1,000	1,000	1,783	0,561	-0,783
Catamarca	2,384	0,419	3,470	0,288	-1,086
Centro de la PBA	1,000	1,000	1,516	0,660	-0,516
Chaco Austral	1,000	1,000	.	.	.
Chilecito	1,086	0,921	.	.	.
Comahue	1,930	0,518	2,540	0,394	-0,610
Córdoba	1,214	0,823	1,824	0,548	-0,610
Cuyo	1,344	0,744	1,814	0,551	-0,470
Entre Ríos	1,387	0,721	2,151	0,465	-0,763
Formosa	1,000	1,000	1,650	0,606	-0,650
Gral. Sarmiento	1,000	1,000	1,704	0,587	-0,704
José C. Paz	5,133	0,195	.	.	.
Jujuy	1,285	0,778	1,913	0,523	-0,628
La Matanza	1,029	0,972	1,433	0,698	-0,404
La Pampa	1,540	0,649	2,327	0,430	-0,786
La Plata	1,000	1,000	1,571	0,636	-0,571
La Rioja	1,577	0,634	2,669	0,375	-1,093
Lanús	1,064	0,939	1,731	0,578	-0,666
Litoral	1,315	0,760	1,771	0,565	-0,455
Lomas de Zamora	1,000	1,000	1,716	0,583	-0,716
Luján	2,355	0,425	3,403	0,294	-1,048
Mar del Plata	1,033	0,968	1,460	0,685	-0,427
Misiones	1,010	0,990	1,454	0,688	-0,445
Moreno	1,000	1,000	.	.	.
Nordeste	1,945	0,514	2,678	0,373	-0,732
Noroeste de la PBA	1,131	0,884	.	.	.
Oeste	1,000	1,000	.	.	.
Patagonia Austral	3,293	0,304	5,408	0,185	-2,115
Patagonia S. J. Bosco	2,153	0,464	3,346	0,299	-1,193
Quilmes	1,000	1,000	1,551	0,645	-0,551

Rio Cuarto	1,000	1,000	1,490	0,671	-0,490
Rio Negro	2,205	0,453	3,777	0,265	-1,571
Rosario	1,000	1,000	1,527	0,655	-0,527
Salta	1,811	0,552	2,631	0,380	-0,821
San Juan	2,155	0,464	3,007	0,333	-0,851
San Luis	1,357	0,737	2,042	0,490	-0,686
San Martin	1,000	1,000	1,738	0,575	-0,738
Santiago del Estero	1,200	0,833	1,755	0,570	-0,555
Sur	1,000	1,000	1,612	0,620	-0,612
Tecnológica Nacional	1,000	1,000	1,283	0,780	-0,283
Tierra del Fuego	1,000	1,000	.	.	.
Tres de Febrero	1,224	0,817	1,967	0,508	-0,742
Tucumán	1,175	0,851	1,435	0,697	-0,260
Villa María	1,000	1,000	1,803	0,555	-0,803
Villa Mercedes	1,000	1,000	.	.	.
Promedio	1,411	0,816	2,125	0,523	-0,730

Fuente: Elaboración propia. Bootstrap (2000 reps).

En primer lugar, cabe resaltar la importancia de tener en cuenta la corrección de los scores de eficiencia mediante bootstrap, pues de acuerdo a lo expuesto en la Tabla N° 2, las estimaciones de los scores de eficiencia podrían estar sobre-estimadas. Los valores que figuran con un punto no pueden ser calculados debido a que hay muy pocas replicaciones de bootstrap para aquellas observaciones que se encuentran dentro de la frontera (con bootstrap), haciendo inviable la solución del problema de programación lineal (Badunenko y Mozharovskyi, 2016). Se observa una importante dispersión de los scores de eficiencia calculados.

La media del score de eficiencia es de 0,816 (primer caso sin bootstrap) y 0,523 (segundo caso con bootstrap). En comparación, 29 universidades (62%) logran tener un score mayor o igual a la media del grupo de universidades consideradas para el primer caso y 23 Universidades (49%) igualan o superan a la media grupal en el segundo caso. Por otra parte, las universidades que son ineficientes, deberían incrementar su producto en una magnitud igual a $(\text{eficiencia} - 1) \times 100$ para alcanzar la frontera, sin modificar sus insumos. Esto permite visualizar que existen Universidades que poseen scores de eficiencia muy

bajos e incrementar sus productos para ser eficientes les requerirá un gran esfuerzo. Por otro lado, el 21% de las Universidades eficientes se encuentran en la Región definida por el anuario de la SPU, como metropolitana (incluye Capital Federal).

Los resultados del modelo DEA BCC sin bootstrap se asemejan a los encontrados por Coria (2008) y las Universidades eficientes enumeradas en Alberto et.al. (2007) son similares a las encontradas en este trabajo, a excepción de las Universidades de Mar del Plata, Nordeste y Córdoba. Una vez estimados los scores de eficiencia, se procede a regresarlos sobre variables de contextos. Esta segunda etapa, se incorpora la metodología de bootstrap diseñada por Simar y Wilson (2007), haciendo uso del algoritmo N°1 y 1500 replicaciones para una mejora en la capacidad de inferencia estadística. Se estimaron 3 modelos, incorporando distintas variables que han sido utilizadas en la literatura especializada (Gromov, 2017; Barra, Lagravinese y Zotti, 2015; Agasisti y Wolszczak-Derlacz, 2014, entre otras).

Dado que, el algoritmo 1 deja de lado las DMUs eficientes para realizar la regresión truncada (se analiza la ineficiencia) y además los scores de eficiencia son mayores o iguales a 1, es necesario aclarar que un signo negativo indica un efecto positivo sobre eficiencia (decrece la ineficiencia) y un signo positivo un empeoramiento en la misma (aumenta la ineficiencia). Los resultados se encuentran en el anexo en la Tabla N°4.

Las variables que han resultado estadísticamente significativas y que afectan positivamente la eficiencia de las Universidades en los modelos propuestos, han sido: el ratio de mujeres egresadas respecto a las mujeres estudiantes, los docentes con doctorados, mientras que negativamente ha resultado el financiamiento por estudiante. Las variables que relacionan la antigüedad de la Universidad, el ofrecimiento de la carrera de grado de medicina, y la pertenencia a la región metropolitana no resultaron significativas en ninguno de los tres modelos.

Los signos de las variables que resultaron significativas, son afines a los encontrados por la gran mayoría de la literatura internacional. Mujeres (egresadas, estudiantes, % del staff de profesores mayoritario) aportan a la eficiencia positivamente. Respecto a esto último, el 62% de los egresados del año 2013 han sido mujeres en las Universidades Nacionales de Argentina. Por otra parte, los buenos resultados de las mujeres han sido explicado a través distintos factores que relacionan la responsabilidad, el mayor hábito de lectura y disciplina comparado con los hombres. Esto puede constituirse en una línea de investigación más amplia.

Los docentes que han logrado su doctorado, mejoran el nivel de las investigaciones que se realizan en las universidades, por ende, el

resultado de este esfuerzo se traduce en mayores publicaciones de calidad. Respecto al financiamiento de las Universidades, el mismo presentó un signo positivo, indicando una baja en la eficiencia, tal cual lo sugieren algunas investigaciones. Sin embargo, debe recalcar que la determinación de una relación causal estricta puede ser difícil. Las universidades eficientes pueden atraer más fondos de terceros. También, las universidades con una mayor proporción de financiamiento externo pueden beneficiarse de más recursos financieros y mejorar su eficiencia. Consecuentemente, se debe considerar que el sistema universitario argentino tiene ciertas particularidades que no son tenidas en cuenta en la mayoría de las investigaciones que se realizan en los países desarrollados principalmente. Tampoco en este trabajo no se tiene en cuenta los fondos externos provenientes de consultorías, vinculaciones tecnológicas etc. Por lo tanto, esto no implica imponer nuevas restricciones de financiamiento para las Universidades Nacionales, sino por el contrario direccionar el mismo para una mejora sostenible en la cantidad de graduados, más doctores profesores, mayor investigación de calidad, mayor extensión y vinculación universitaria. Respecto a lo último, este trabajo incorpora 1 producto no tenido en cuenta en la mayoría de las investigaciones, que es la relación internacional de las universidades nacionales, medido a través de la variable REDES.

La relación de la eficiencia universitaria con otros factores que no se tienen en cuenta en este trabajo deben ser estudiados. Por ejemplo, se podría incorporar a futuro algún indicador de producto bruto geográfico de las provincias como factor explicativo de la eficiencia. Debido a la carencia de información más detallada respecto de las Universidades, de métodos nuevos y alternativos para chequear la robustez de la estimación en modelos DEA, los resultados deben interpretarse con cuidado considerando estas restricciones. Más allá de lo anterior, el trabajo, es pionero en tratar de explicar los factores que contribuyen a la eficiencia en las Universidades Nacionales y debe ser profundizado utilizando otros modelos DEA (DEA aditivo, por ejemplo), con distintos productos, insumos y variables contextuales en la segunda etapa.

CONCLUSIONES

Los resultados de la primera etapa han demostrado la existencia de cierto nivel de ineficiencia en los productos que resultan de la Universidad. Así es posible incrementar la eficiencia si se piensan en políticas que tiendan a mejorar los productos considerados. Se demostró la importancia de tener en cuenta la corrección de los scores de eficiencia mediante bootstrap pues las estimaciones (sin corregirlas) podrían resultar sobre-estimadas. Por otro lado, este trabajo no solo evalúa la eficiencia relativa de las Universidades Nacionales, sino que muestra algunos determinantes de la misma. Para ello se recurrió a una regresión

truncada que incorpora una técnica de bootstrap diseñada por Simar y Wilson (2007), haciendo uso del algoritmo N°1 y 1500 replicaciones. Se encontró que las variables ratioEGREESTM, docdoct ayudan a mejorar la eficiencia, mientras que la variable presupc lo hace manera contraria. Para ver la robustez de los resultados, se estimó los scores de eficiencia con 2 especificaciones distintas de productos e insumos y se estimaron 3 modelos truncados en la segunda etapa con distintas variables contextuales.

Si bien es un trabajo pionero en tratar de explicar los factores que explican la eficiencia, el mismo necesita ser profundizado con nuevos métodos y herramientas que involucren a los modelos DEA. Se insta a la comunidad académica en mejorar lo aquí expuesto, pues es un tema de suma importancia.

REFERENCIAS

Agasisti, T., & Johnes, G. (2010). Heterogeneity and the evaluation of efficiency: the case of Italian universities. *Applied Economics*, 42(11), 1365-1375.

Agasisti, T., & Wolszczak-Derlacz, J. (2014). Exploring universities' efficiency differentials between countries in a multi-year perspective: an application of bootstrap DEA and Malmquist index to Italy and Poland, 2001-2011. Institute for Research on Labor and Employment UC Berkeley Working Paper.

Alberto, C. L. (2007). *Comparación de la eficiencia técnica de las Universidades públicas en Argentina*. Presentado en II Congreso Nacional y I Encuentro Latinoamericano de estudios comparados en educación. Buenos Aires. Recuperado de http://www.saece.org.ar/docs/congreso2/alberto_de_azcona.pdf

Alberto, C. L., Carignano, C. y Ercole, R. (2010). Análisis de eficiencia de las universidades públicas en Argentina mediante métodos no paramétricos. *Educere et Educare – Revista de Educação*, 5(10), 1-11.

Badunenko, O. & Mozharovskyi, P. (2016). Nonparametric frontier analysis using Stata. *The Stata Journal*. 16(3), 550-589.

Badunenko, O. & Tauchman, H. (2018). Simar y Wilson two-stage efficiency analysis for stata. *FAU discussion paper*. N° 8. F. A. Universität Erlangen-Nürnberg. Institute for Economics, Erlangen.

Banker, R. D., Charnes, A. & Cooper, W.W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092.

Barra, C.; Lagravinese, R. & Zotti, R (2015). Explaining (in)efficiency in higher education: a comparison of parametric and non-parametric analyses to rank universities. MPRA Paper N° 67119.

- Charnes, A., Cooper, W.W. & Rhodes, E. (1981). Evaluating program and managerial efficiency: An application of DEA to program follow through. *Management Science*, 27(6), 668-697.
- Charnes, A., Cooper, W.W. & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.
- Coria, M. (2008). *Eficiencia técnica de las universidades argentinas de gestión estatal*. Trabajo presentado en XLIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, Córdoba. Recuperado de <http://www.aaep.org.ar/anales/works/works2008/coria.pdf>
- Dyson, R.G., Allen, R., Camanho, A.S., Podinovski, V.V., Sarrico, C.S., and Shale, E.A., (2001) Pitfalls and Protocols in DEA, *European Journal of Operational Research*, 132, 245-259.
- Farrell, M.J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of Royal Statistical Society*, 120, 253-290.
- García de Fanelli, A. (2002). *Universidad pública y asignación de fondos, los desafíos de la complejidad organizacional y productiva*. (Tesis Doctoral). Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires.
- Gaymer Cortes, M. y Salas Opazo V. (2013). *Eficiencia y Calidad en las Universidades Chilenas*. Recuperado de http://www.economia.usach.cl/index.php/documentos-de-trabajo/item/download/64_222dbb46d95a0fc15c9db57b4cee82c3.
- Gromov, A. (2017). The efficiency of russian higher education institutions and its determinants. *Working Paper N°40*. National Research University. Higher School of Economics.
- Johnes, J. (2006). Data Envelopment Analysis and Its Application to the Measurement of Efficiency in Higher Education. *Economics of Education Review* 25, 273-288).
- Knox Lovell, A. C. & Pastor J. T. (1995). Units invariant and translation invariant DEA models. *Operations Research Letters*, 18,147-151.
- Koopmans, T. C. (1951). An analysis of production as an efficient combination of activities. In Koopmans, T. C. (Ed.). *Activity Analysis of Production and Allocation, Proceeding of a Conference* (pp.33-97). London: John Wiley and Sons Inc.
- Olivera, J. (1967). *La universidad como unidad de producción*. Trabajo presentado en la III Reunión Anual de la Asociación de Economía Política, Tucumán. Recuperado de <http://www.aaep.org.ar/anales/works/works1967/olivera.pdf>
- Pastor, J.T. (1996) Translation Invariance in DEA: A Generalization. *Annals of Operations Research* 66, 93-102.
- Quiroga Martínez, F. (2015). *Medición de la eficiencia en Universidades nacionales argentinas análisis de la variación en el periodo 2009-2011*. Trabajo presentado en el XXII Encuentro de Economía Pública. Universidad de Cantabria. España. Recuperado de

[https://editorialexpress.com/cgi-](https://editorialexpress.com/cgi-bin/conference/download.cgi?db_name=EEP2015&paper_id=109)

[bin/conference/download.cgi?db_name=EEP2015&paper_id=109](https://editorialexpress.com/cgi-bin/conference/download.cgi?db_name=EEP2015&paper_id=109)

Secretaría de Políticas Universitarias (SPU) (2014). *Anuario estadísticas universitarias 2014*. Ministerio de Educación de la Nación. Recuperado de <http://portales.educacion.gov.ar/spu/investigacion-y-estadisticas/anuarios/>

Simar, L., & Wilson, P. W. (2007). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136(1), 31-64.

Simar, L., Wilson, P.W. (2000). A General Methodology for Bootstrapping in Non-parametric Frontier Models, *Journal of Applied Statistics*, 27(6): 779-802.

Thomé, F. Y Villareal, F(2017). Análisis envolvente de datos. Un caso de estudio para una universidad argentina . *Estudios Gerenciales* 33 (2017) 302-308.

ANEXO

Tabla N° 3 Estadísticas descriptivas

Variable	Obs.	Media	Std. Dev.	Min	Max
facmed	47	0,510	0,5052	0	1,00
region	47	0,2978	0.4622	0	1,00
docdoctor	47	254,59	457,067	0	2503,00
NODOC	47	1.025,277	2.025,603	36	13402,00
REDESC	47	9,7441	7,8753	1	30,00
PVC	47	14,617	18,925	1	112,00
EGREC	47	1637,66	3042,87	1	17130,00
InvestC	47	3.687.915	9.248,496	1	57519,00
ESTU	47	29544,4	50300,9	571	319866,00
EXCLUC	47	440,255	475,109	1	2191,00

RatioEGREESTM	47	0.993	0,3218621	0	1,45
Presupc	47	26167,9	17650,02	10070,94	130134,9

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4 – Resultados Modelos de Regresión Truncada. Simar y Wilson (2017). Bootstrap.
Algoritmo N°1**

Variables	Modelo I			Modelo II			Modelo III		
	Coef.	Inferior	Superior	Coef.	Inferior	Superior	Coef.	Inferior	Superior
ratioEGREESM	-4,31***	-6,46	-2,19	-4,4***	-6,27	-2,44	-3,93***	-6,28	-1,98
presupc	0,00008**	9,23E-06	0,00178	0,00008**	0,00016	0,00169	0,00091**	0,000013	0,001674
docdoct	-0,004*	-0,0098	-0,00065	-0,0079*	-0,0172	-0,0007	-0,00721**	-0,014	-0,00024
antigüedad	x	x	x	0,022	-0,012	0,005	0,021	-0,011	0,0427
facmed	x	x	x	x	x	x	-0,1294	-1,231	0,851
region	x	x	x	x	x	x	0,548	-1,835	1,877
Wald Chi2	24,08			21,44			24,08		
Prob > chi2	0,0005			0,0003			0,0005		
n° de observaciones	27								
n ° de DMUs Eficientes	20								
n° de replicaciones de Bootstrap	1500								

Nota: ***, **, *: estadísticamente significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.