

VIII ENCUENTRO DE ECONOMÍA PÚBLICA

Universidad de Extremadura

Febrero de 2001

MODELOS DINÁMICOS DE MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA: UNA COMPARACIÓN DE MÉTODOS EN EDUCACIÓN SUPERIOR¹.

David Trillo del Pozo
Facultad de Ciencias Jurídicas y Sociales
Universidad Rey Juan Carlos
trillo@poseidon.fcjs.urjc.es

¹ En este trabajo han sido incorporadas las sugerencias del profesor Alfredo Moreno, del Departamento de Estadística de la URJC, a quién agradezco su desinteresada colaboración. Igualmente quiero agradecer el apoyo material y los comentarios de D. Joan Francesc Cordoba, Jefe de la Oficina Técnica de Programación de la Universidad Politécnica de Cataluña.

ESQUEMA:

1. Introducción: descripción de la aplicación
 2. Modelos de eficiencia para datos de panel
 3. Selección de variables a través del análisis de correlación canónica
 4. Evaluación de eficiencia a través de los modelos de frontera
 5. Ponderación de los índices de eficiencia y comparación de resultados
 6. Principales conclusiones y reflexiones finales
-

1. Introducción: descripción de la aplicación

El análisis de la eficiencia técnica en el ámbito del sector público ha sido tratado con asiduidad en los últimos años debido, entre otras razones, al desarrollo de potentes herramientas de análisis matemático o estadístico al respecto y al interés que ha suscitado el análisis de los resultados de la gestión de los servicios públicos entre los investigadores en el área de la economía pública. De las diferentes posibilidades de análisis se ha extendido más en esta área el uso del modelo envolvente de datos (DEA) que los desarrollos de frontera paramétrica. Ello se explica por los escasos supuestos a priori que es preciso establecer sobre la especificación de los modelos, por la importante información que suministran en cuanto a objetivos a alcanzar y unidades de referencia para la evaluación, y porque precisamente se han programado para el cálculo de precios virtuales para los inputs y outputs del modelo, lo que en un escenario de producción pública cobra especial relevancia debido a la inexistencia de precios de mercado en la producción de servicios públicos que comparten total o parcialmente las características de los bienes públicos.

Por otra parte, los análisis de tipo econométrico han sido utilizados mayoritariamente para el estudio de la función de costes presupuestarios de las unidades públicas. En este caso presentan la ventaja de permitir la utilización de un test de bondad de ajuste de los modelos de diferentes test de significatividad de los parámetros de cada una de las variables introducidas como regresores. Por otra parte, frente al carácter determinístico del modelo envolvente de datos, los modelos estocásticos introducen la posibilidad de estudiar errores de tipo

aleatorio junto con los errores o desviaciones respecto de la frontera imputables a ineficiencias derivadas de la gestión de los recursos.

Sin embargo, las dos aproximaciones anteriormente señaladas presentan un conjunto de inconvenientes. En el caso del DEA pueden resumirse en la enorme sensibilidad del modelo a la modificación de variables y a la selección de la muestra de unidades, mientras que en los modelos paramétricos la principal desventaja está ligada a la elección de la forma funcional utilizada para la función frontera, puesto que de ella dependen las estimaciones de eficiencia. Ante esta situación, determinados estudios han intentado encontrar puntos de encuentro entre ambas técnicas mediante la comparación de sus resultados. En esta línea se sitúan los trabajos de Banker y otros (1987), Bjurek, H.; (1990), Lovell, C. A. K y Schmitd, P.(1987), Thanassoulis, E. (1993), Bjurek, H.; Hjalmarson, L. y Forsund, F.. (1990), Simar (1992) y Cuenca (1994).

En el ámbito de la educación universitaria, que es el objeto de la aplicación de este trabajo, también se ha puesto de manifiesto dicha duplicidad de estudios. Desde el punto de vista de los análisis de frontera de costes pueden citarse los trabajos de Cohn, E. y otros (1989), De Groot y otros (1991), Glass, J. C. y otros (1995), Johnes, G. (1995), Johnes, G. (1997) y Dundar, H. y Lewis, D. R. (1995). Por otra parte, se han realizado numerosas aplicaciones del análisis envolvente de datos, con los datos de los Departamentos de una sola universidad (en ese sentido se sitúan los trabajos de Sinuany-Stern, Z. et al. (1994), Pina y Torres (95), Valderrama (96), González Veiga y otros (99) y Sarrico y otros (2000)), o con una muestra homogénea de Departamentos de diferentes Universidades (como recogen Johnes, G. y Johnes, J. (1993), Beasley (1990), Athanassopoulos y Shale (1997)).

En este trabajo se analizarán las ventajas e inconvenientes de los modelos desarrollados en ambas técnicas para el análisis de un panel de datos. La aplicación se realizará con los datos correspondientes a la producción investigadora de los treinta y ocho departamentos de la Universidad Politécnica de Cataluña en el periodo 1995-1999. En primer lugar, se detallarán la

especificaciones de los modelos seleccionados para el tratamiento de datos de panel. A continuación, se procederá a la selección de variables del modelo, para lo cual se utilizarán los resultados del análisis de correlación canónica, puesto que permite señalar los grupos de variables que guardan una mayor correlación entre sí y qué variables concretamente están más representadas en cada componente canónica.

Una vez seleccionadas las variables de los modelos, se intentará analizar el problema de la eficiencia técnica mediante la aplicación de dos de las técnicas disponibles para la medición de la eficiencia a partir de datos de panel. Mediante el modelo envolvente de datos se analizará el problema de la homogeneidad de las unidades y la estabilidad de los resultados de eficiencia en el tiempo. Seguidamente, se presentarán los resultados de las estimaciones de frontera estocástica. Por último, se propondrá un método para ponderar los resultados de los modelos paramétricos, de forma que se obtenga una única clasificación de eficiencia para todas las estimaciones econométricas, y se compararán los resultados con los obtenidos mediante el modelo envolvente. El objetivo de todas estas aplicaciones es presentar sus ventajas e inconvenientes y señalar la necesidad de contrastar modelos para facilitar los procesos de toma de decisiones basados en los índices de eficiencia.

2. Modelos de eficiencia para datos de panel:

2.1. Modelos no paramétricos:

Existen dos extensiones sobre los modelos de frontera no paramétrica que permiten analizar la evolución de la eficiencia en el tiempo. El modelo “Free Disposal Hull” secuencial y el modelo “Window analysis” o de análisis temporal a través de ventanas. El primero, propuesto por Tulkens (93) relajando el supuesto de convexidad de la propuesta de Charnes, Cooper y Rhodes (1978), tiene como objeto analizar la existencia de progreso tecnológico en las instituciones evaluadas, por lo que se requiere de un gran número de datos y de una serie temporal amplia. Resulta un modelo

apropiado para analizar sectores económicos en los que produzcan un gran número de instituciones y en los que sea importante analizar los efectos de los cambios tecnológicos. El segundo modelo es el que utilizaremos en este trabajo. El análisis temporal por medio de ventanas fue planteado por Charnes, Clark, Cooper y Golany (1985) y es un modelo que permite el estudio de las variaciones de la eficiencia a lo largo del tiempo a partir de un panel de observaciones.

Básicamente consiste en realizar las estimaciones del modelo DEA con subpaneles de tiempo, denominados ventanas. En el caso concreto de la aplicación que presentaremos más adelante, forman parte de cada subpanel los datos de input y output pertenecientes a dos años, de manera que en la primera ventana se incluyen los datos de una unidad i ($i = 1, \dots, n$) relativos al primer año, que se unen para el análisis a los de la misma unidad en el segundo año. De ese modo, cada unidad evaluada obtiene dos índices de eficiencia en esa ventana. En la siguiente frontera se hará lo mismo pero renunciando a los datos del primer año e incluyendo los datos del tercer año y así hasta el periodo n analizado (último año del panel)².

El modelo “window analysis”³ permite introducir más variables en el estudio al multiplicar al número de unidades evaluadas por el número de años que se analizan en cada subpanel o ventana. En ese sentido, da solución al problema de la pérdida de grados de libertad que se produce cuando queremos incorporar variables al estudio y el conjunto de inputs y outputs es relativamente grande con relación al tamaño de la muestra. Otra ventaja de la técnica es que muestra la evolución de las eficiencias y la estabilidad de los resultados en el tiempo. También podría servir para identificar unidades atípicas u “outliers”, cuando se produzcan resultados muy variables en el tiempo y los índices de eficiencia de una unidad oscilen entre niveles completamente dispares.

² En la comunicación “un análisis de sensibilidad de los modelos de eficiencia de los Departamentos de la UPC” del VII Encuentro de Economía Pública desarrollamos de forma extensa este modelo y la especificación del programa envolvente, aquí sólo exponemos un resumen de esta técnica.

El problema que plantea este análisis es que es más difícil de interpretar, puesto que disponemos de varios índices de eficiencia para cada unidad con los datos del mismo año. Charnes y otros (85) proponen utilizar la media de las estimaciones de eficiencia en cada ventana. Otra posibilidad sería quedarse con los mejores resultados para cada subpanel o hacer la media de cada subpanel. En la aplicación que aquí planteamos utilizaremos la primera opción a pesar de que tiene el problema de que las unidades atípicas pueden obtener índices de eficiencia del 100%, al ser la única unidad en el grupo de comparación, y por tanto elevar la media considerablemente. En esta ocasión nos interesaba conocer si las clasificaciones de eficiencia de los modelos paramétricos y no paramétricos conducían a clasificaciones similares, independientemente del valor de los niveles de eficiencia.

2.2. Los Modelos estocásticos

El desarrollo de estos modelos se realiza sobre la siguiente estructura de producción:

$$Y = f(X; \beta) + V - U$$

Donde $f(X; \beta)$ representa la función que queremos ajustar, dependiente de un vector de inputs X y de una tecnología de producción representada por el vector de parámetros β . La estructura de los errores es doble; el término V recogería la presencia de errores aleatorios, y sigue una distribución normal $(0, \sigma^2)$. El término U recogería la ineficiencia técnica de la empresa y sobre el mismo se realizan supuestos de distribuciones diferentes a la normal, siendo el más habitual el de seminormalidad⁴. Para incluir modelos no lineales y este supuesto de división de los errores se acude a la estimación de máxima verosimilitud

³ Valderrama (96) realiza una aplicación de esta técnica a los departamentos de la Universidad de Cádiz.

⁴ Lovell y otros (1982), consideran que la distribución de probabilidad correspondiente al término ineficiencias (U) se ajusta a una normal truncada en el valor cero para evitar que algunas unidades departamentales ineficiencias negativas. Batesse y Coelli (1992) generalizan la anterior especificación, permitiendo que la distribución de las ineficiencias esté truncado en cualquier otro valor positivo (μ).

En las aplicaciones cross-section el modelo se planteó simultáneamente por Aigner, Lovell y Schmidt (1977), Batesse y Corra (1977) y Meeusen y van de Broeck (1977), aunque la estimación no permitía el cálculo de un índice que midiese los residuos de eficiencia para cada empresa. Para solucionar este problema Jondrow, Lovell, Materov y Schmidt (1982) propusieron un método de cálculo de ineficiencias por firmas. Los trabajos de Kumbhakar (1990) y Batesse y Coelli (1992, 1995), entre otros⁵, supusieron una extensión de los modelos anteriores para el supuesto de datos de panel y efectos fijos o variables en el tiempo. En el apéndice final a este trabajo se incluye la expresión de máxima verosimilitud del último de los trabajos citados, que servirá de base a la aplicación de la segunda parte de este trabajo.

Los modelos estocásticos para datos de panel precisan de supuestos adicionales al de la seminormalidad de los residuos atribuibles a ineficiencias y al de la elección de la forma funcional objeto de ajuste. En concreto, se modifica la estructura de los errores haciendo depender el término de ineficiencias U de un parámetro η que representa la evolución de las ineficiencias en el tiempo. Dicho parámetro recoge una función concreta⁶ que también es objeto de contrastación. La estructura de producción quedaría de la siguiente forma:

$$Y = f(X; \beta) + E$$
$$E = V - \eta \cdot U$$

Entre las principales ventajas de estos modelos se encuentran la posibilidad que ofrecen de conocer la causalidad existente entre las variables de la frontera de producción y de contrastar la significatividad de los parámetros. Sin embargo, tienen el inconveniente de que precisan de procedimiento adicional que posibilite el cálculo de la desviación de una firma concreta

⁵ Véase el libro de Fried, Lovell y Schmidt (93): *The measurement of productive efficiency*. Oxford University Press.

⁶ En el Working Paper 2000-28 de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad Complutense de Madrid contrastamos diferentes hipótesis sobre la evolución de las eficiencias. También incluimos las expresiones de las funciones de máxima verosimilitud y de cálculo de los índices de eficiencia que han sido utilizadas en este trabajo.

respecto a la frontera calculada⁷. Lovell y otros (1982) desarrollan un método de cálculo considerando la distribución de U condicionada al término de error E (la esperanza de los errores no aleatorios condicionados al total de los errores), Battese y Coelli (1992) adaptan nuevamente esta expresión para el supuesto de datos de panel.

Como debilidad de los modelos estocásticos hemos encontrado más que la elección de la forma funcional (Cobb-Douglas, Translog⁸), la dependencia de los resultados a las condiciones de partida establecidas sobre los parámetros de la función de máxima verosimilitud⁹.

3. Selección de variables: una aplicación del análisis de correlación canónica¹⁰

3.1. Variables objeto de análisis:

La Universidad Politécnica de Cataluña ofrece una importante experiencia en materia de gestión y planificación estratégica, lo que ha permitido el desarrollo de un sistema de indicadores para la gestión de la investigación muy apropiado para el tipo de análisis que presentamos. Para la realización de este trabajo se ha contado con la colaboración y los comentarios de la Oficina Técnica de Programación de la UPC, que en todo momento ha mostrado su interés en conocer los resultados de la investigación. El periodo 95-99

⁷ En el análisis de regresión múltiple se explica una única variable de producción con diferentes factores explicativos. El problema se plantea cuando queremos utilizar más de una variable explicada, en ese caso hay que encontrar la frontera de producción para todas las estimaciones y a partir de ella calcular los índices de eficiencia. En este trabajo únicamente utilizaremos las estimaciones para cada variable explicada para establecer una clasificación de eficiencia que pondere los diferentes índices de eficiencia obtenidos en cada una de las estimaciones econométricas.

⁸ En el Working Paper citado en la nota 6, aunque las variables utilizadas no eran exactamente las mismas, también comprobamos que la forma translogarítmica y la Cobb-Douglas no implicaban diferencias sustanciales en cuanto a los índices de eficiencia. En este estudio incluimos los análisis con la segunda función cuyo cálculo implica adoptar menos parámetros y complica menos el cálculo analítico de las derivadas. En estos momentos estamos realizando el mismo análisis con la función translog puesto que es más flexible que la Cobb-Douglas.

⁹ Para compensar este último hecho hemos considerado como condiciones iniciales las derivadas de las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios y cuando no conducían a resultados coherentes realizando diferentes pruebas sobre las condiciones de partida, seleccionando los ajustes ligados a un mayor valor en la función de verosimilitud.

¹⁰ Los resultados de los diferentes análisis que se presentan en este apartado pueden consultarse en la siguiente dirección: http://www.fcjs.urjc.es/paginas/econhac/LINEAS_DE_INVESTIGACIÓN.html

coincide con la fase de implantación de un nuevo sistema de indicadores de evaluación en relación con la puesta en marcha de la Planificación estratégica de la UPC.

El objeto de la aplicación es, como hemos dicho, analizar la eficiencia obtenida por los Departamentos en sus actividades de producción científica¹¹. En primer lugar habría que definir qué variables definen mejor este concepto. La Guía del Plan Nacional de Calidad de las Universidades alude a la utilización de criterios de calidad frente a los tradicionales indicadores cuantitativos de la investigación. En ese sentido, sugiere orientar la evaluación hacia una triple clasificación de las publicaciones periódicas en función de indicadores bibliométricos.

La Universidad Politécnica ha respondido a la citada propuesta implantando un sistema de indicadores al servicio de los departamentos evaluados. Así, incluimos en el análisis de este apartado los denominados puntos por publicaciones notables, artículos en revistas de gran repercusión científica ponderados por el índice de impacto del Science Citation Index¹². También realiza la triple clasificación de artículos por orden de importancia (Revistas de tipo A, revistas de calidad aunque de menor impacto que las notables, tipo B, básicamente publicaciones nacionales y tipo C o de divulgación). Junto a estos indicadores de calidad se han elaborado otros indicadores cuantitativos que recogen otras publicaciones o actividades de investigación.

Con el fin de seleccionar las variables más relevantes para el análisis de la eficiencia de los Departamentos de la UPC hemos utilizado una amplia base de datos en la serie 1995-2000, que incluye la mayor parte de los indicadores anteriormente citados. Concretamente recoge las siguientes variables:

¹¹ En este trabajo no se han incluido las variables de calidad de la docencia debido a que no queríamos introducir un análisis adicional con un programa cuya tecnología de producción es diferente (los profesores a tiempo parcial por ejemplo pueden ser excelentes profesores a pesar de no intervenir en la investigación; el presupuesto no tiene por qué influir en la calidad de la docencia). Sin embargo, estas variables permitirían mejorar las clasificaciones de eficiencia de las unidades con escasa intervención científica. La aplicación del modelo multiactividad propuesto por Molinero (1997) resulta una herramienta idónea para solucionar este tipo de problemas.

VARIABLES DE PRODUCCIÓN*	DESCRIPCIÓN
PARNOT	Puntos por publicaciones en revistas notables
PARCON	Intervención en congresos de tipo notables
ART A, B, C	Artículos en revistas en función del índice de impacto
COMNAC, COMINT	Comunicaciones y ponencias nacionales e internacionales
POSTN, POSTI	Pósters nacionales e internacionales
PREMN, PREMI	Premios nacionales e internacionales
LIBRN, LIBRI	Libros nacionales e internacionales
CAPNAC, CAPINT	Capítulos de libros nacionales e internacionales
TESLEI	Tesis leídas

* Las patentes no han sido incluidas en el estudio puesto que representan un indicador poco aconsejable para el análisis temporal, en la medida en que recogen las patentes de años anteriores a la serie utilizada.

El análisis que presentaremos a continuación relaciona el grupo de variables de producción con un conjunto de recursos o factores productivos. El cuadro siguiente recoge los inputs que se emplearán en el análisis de reducción de datos:

VARIABLES DE RECURSOS	DESCRIPCIÓN
CU, TU	Catedráticos y Titulares de Universidad tiempo completo
CEU, TEU	Catedráticos y Titulares de Escuela Universitaria t. completo
ASTC	Asociados tiempo completo
BECINV	Becarios de investigación e investigadores propios
ICTTEUR	Ingresos de transferencia de tecnología por proyectos europeos
ICTTCICYT	Ingresos de proyectos CICYT y DGCICYT
ICTTCBS	Ingresos para compra bienes y servicios
ICTTSUBV	Ingresos a través de Subvenciones
C2INV	Asignación presupuestaria capítulo dos para investigación
ESTLIC	Estudiantes de Licenciatura
ESTDOCT	Estudiantes de Doctorado
CREDOCT	Créditos impartidos de doctorado

En relación con estas variables es interesante señalar que los indicadores de calidad también adolecen de sesgos a favor de los grupos de Departamentos que publican con mayor asiduidad en el Journal of Citation Report o realizan intervenciones en congresos notables. El problema de evaluar unidades de una misma universidad es que puede existir una cierta especialización productiva por parte de determinadas unidades en labores en las que no intervienen otras. Este problema de homogeneidad de la muestra puede atenuarse mediante la inclusión de otro tipo de variables como los libros, los premios o las tesis y mediante una ponderación de esas actividades que corrija el sesgo de los indicadores de publicaciones¹³. Una vía adicional de solución

¹² La fuente de referencia para las evaluaciones es que las revistas estén indexadas en el Journal of Citation Report.

¹³ . Esta cuestión será analizada en la parte aplicada de este trabajo.

la está poniendo en marcha la UPC a partir de este año incluyendo publicaciones del Journal of Social Science en el grupo de revistas notables.

En el terreno de los recursos económicos hay que señalar que los departamentos de la Universidad Politécnica se financian de forma muy autónoma a través del Centro de Transferencia de Tecnología, que gestiona los proyectos de investigación y los convenios con otras instituciones (los denominados ingresos por transferencia de tecnología (ICTT¹⁴). Por otra parte, el único recurso presupuestario descentralizado a los Departamentos corresponde a la asignación que realiza la universidad para financiar el gasto corriente por investigaciones, (el capítulo dos para investigación, que en el análisis se denomina -C2INV-).

Un tercer grupo de variables podría corresponder a una valoración del capital. En nuestro caso disponíamos de indicadores de amortizaciones de bienes muebles e inmuebles y de metros cuadrados de superficie utilizada por el Departamento. Hemos rechazado ambas posibilidades de acuerdo con la sugerencia de la propia Oficina de Programación, que considera que estas variables introducen nuevos sesgos, ya que existen Departamentos que precisan de una gran cantidad de superficie para la investigación (por ejemplo, mecánica de fluidos necesita una gran superficie para inmersiones). Por otro lado, gran parte de los laboratorios están compartidos, por lo que resulta imposible imputar a cada departamento esta parte del capital. Otra variable que puede servir de aproximación es el número de ordenadores por profesor (por ejemplo Valderrama (96) lo utiliza como variable de input), aunque en el caso de la UPC no tendría demasiado sentido porque prácticamente todo el personal a tiempo completo dispone de equipo

¹⁴ En el análisis de correlación canónica se incluye todo el desglose entre ingresos obtenidos a través de la CICYT y DGCICYT –ICCTCICYT-, ingresos por proyectos europeos –ICTTEUR-, ingresos por convenios para la compra de bienes y servicios –ICTTCBS- e ingresos por subvenciones –ICTTSUBV-. Esta primera variable podría ser utilizada como variable de output, en cuanto que la obtención de ingresos a través de proyectos puede representar un indicador indirecto de la importancia de la producción investigadora de los Departamentos. Esto es así porque generalmente los recursos obtenidos a través de la firma de convenios o de la obtención de proyectos terminan concretándose en publicaciones. Sin embargo, en este estudio hemos considerado que los ingresos pueden servir para reflejar las diferencias en la escala de producción de los Departamentos. Teóricamente los departamentos que obtuvieran más recursos para financiar sus proyectos

informático. Por último, el presupuesto para inversiones está centralizado y no pudimos acceder a un desglose por Departamentos, que además presentaría de nuevo el problema de las diferentes infraestructuras de producción de los departamentos. Por todos estos motivos hemos preferido no incluir ninguna de estas variables en el análisis.

Para finalizar hemos recogido un conjunto de variables de docencia con el fin de conocer si condicionan la producción científica. En concreto utilizamos tres indicadores de la carga docente, el número de estudiantes de licenciatura y los créditos y el número de estudiantes de doctorado.

3.2. Selección de variables a través del análisis de correlación canónica

El problema que se planteaba en relación con las variables disponibles para el análisis era cómo introducir del total de variables de input disponibles aquellas que tuviesen un mayor poder explicativo sobre los outputs y que al mismo tiempo no estuviesen demasiado correlacionadas entre sí. El análisis de correlación canónica resulta muy adecuado para estos casos porque persigue precisamente maximizar la correlación entre pares de variables, denominadas canónicas, que resumen la información aportada por todas las variables incluidas en el estudio¹⁵.

deberían materializar un mayor nivel de investigaciones. Lo contrario para los que cuentan con escasos recursos a través de proyectos.

¹⁵ En concreto, la primera etapa del análisis de correlación canónica consiste en construir una variable U_1 y otra V_1 , con la siguiente expresión:

$$U_1 = \alpha_{11}X_1 + \alpha_{12}X_2 + \dots + \alpha_{1p}X_p$$

$$V_1 = \beta_{11}Y_1 + \beta_{12}Y_2 + \dots + \beta_{1p}Y_p$$

De forma que la correlación entre estas dos variables sea la mayor de entre todas las combinaciones lineales posibles de los dos grupos de variables. Por consiguiente el problema consiste en la obtención de los vectores de ponderaciones α y β que garanticen que la covarianza entre U_1 y V_1 sea la máxima posible, consiguiendo, igualmente que la varianza de estas dos nuevas variables sean igual a la unidad, para garantizar la homogeneidad respecto a la dispersión de las mismas. Los vectores de α y β que permiten obtener cada par de variables son generados a partir de unos autovalores λ . El mayor valor de λ que cumple las propiedades para la resolución de un sistema de ecuaciones dará origen a los vectores de α y β que dan lugar al primer par de variables canónicas. El siguiente valor por orden de λ , con idéntico requisito que anteriormente, dará origen a los vectores de α y β que dan lugar al segundo par de variables canónicas. Igualmente se procederá si deseamos estudiar más componentes.

En nuestro caso, los inputs formarían parte del primer grupo de variables y explicarían los output o segundo grupo. Cada variable canónica se obtiene como combinación lineal de las variables reales tipificadas originales y puede haber tantas como variables reales. Al igual que en el análisis factorial, se ordenan de mayor a menor las variables canónicas en función del porcentaje de la varianza de cada grupo explicada por las mismas. Además, tiene la virtud de que las variables obtenidas dentro de cada grupo (explicativas – inputs- y explicadas –outputs-) están incorrelacionadas entre sí, lo que facilita el análisis de regresión¹⁶. En nuestro análisis, los pares de variables serían CCI1, relacionado con CCO1; CCI2, relacionado con CCO2, etc.

En este apartado recogemos un cuadro con las correlaciones de las componentes canónicas de input y output con las variables reales de las que proceden. Como ya apuntamos, la primera componente del grupo de outputs correlaciona altamente con un grupo de variables que reflejan actividades relacionadas con la calidad de la investigación, con especial relevancia en las tesis doctorales, los puntos por actividades notables (PARNOT, PARCON) y la actividad en congresos de carácter internacional (pósters y comunicaciones). Todos estos resultados están explicados por la primera componente canónica del grupo de inputs, que está claramente correlacionada con el presupuesto corriente en investigación y determinadas categorías del personal docente e investigadoras (particularmente los Titulares y los Catedráticos de Universidad).

La alta cifra de correlación con el presupuesto corriente para investigación es perfectamente lógica puesto que éste se establece sobre los parámetros de investigación de calidad (puntos PAR).

¹⁶ En ese sentido, dada esta cualidad podríamos pensar en trabajar con las variables canónicas en lugar de con las reales. Aunque no descartamos esta posibilidad hemos preferido utilizar las variables reales porque son más fáciles de interpretar económicamente. La combinación lineal representa más a determinadas variables pero realmente contiene a todas. Por otra parte, el hecho de trabajar con variables tipificadas dificulta la aplicación DEA puesto que obliga a un cambio de origen para evitar las variables negativas. Esto puede producir una alteración de los resultados, que pueden diferir sensiblemente respecto de los obtenidos al utilizar variables reales.

La segunda componente relaciona de forma directa las variables de doctorado con las de premios y capítulos de libros. Si estudiamos las correlaciones más altas entre las variables originales y las componentes canónicas de input y de output, también sería importante la relación entre las categorías de asociados a tiempo completo con la intervención en congresos notables, lo que podría explicarse por la necesidad de hacer curriculum para acceder a alguno de las categorías de numerario.

La componente tres relaciona de nuevo las variables de doctorado con premios. La relación de estos últimos parece ser inversa con la existencia de Catedráticos de Escuela. La componente cuatro indica de forma clara una correlación entre las categorías de titulares de universidad y los artículos notables y de forma negativa con los artículos con menor impacto científico.

Por otra parte, la componente cinco liga las categorías de Catedráticos de Universidad e ingresos para la compra de bienes y servicios con la producción de libros, lo cual resulta coherente, puesto que son categorías con la carrera universitaria consolidada y, por tanto, disponen de más experiencia y posibilidades de publicación de libros. La componente seis relaciona dos variables ligadas a los estudios de licenciatura (número de estudiantes y Titulares de Escuela) de forma inversa con las publicaciones de menor impacto y con los capítulos y los libros internacionales. Por último, la componente 7 reflejaría una alta correlación de los becarios de investigación con la producción de pósters y de forma negativa con las comunicaciones y ponencias, este último supuesto es también fácilmente interpretable puesto que son categorías de investigadores jóvenes.

Cuadro 1: Correlaciones de las variables canónicas con las variables reales

Correlac.	CC1	CC2	CC3	CC4	CC5	CC6	CC7	CCO1	CCO2	CCO3	CCO4	CCO5	CCO6	CCO7
ICTEUR	53.7%	-43.5%	24.8%	-24.7%	1.4%	-4.0%	24.2%	48.0%	-35.9%	18.6%	-15.6%	0.8%	-2.0%	11.0%
ICTCICYT	67.3%	-36.4%	19.9%	-12.3%	12.8%	0.9%	27.2%	60.2%	-30.1%	14.9%	-7.8%	7.3%	0.4%	12.4%
ICTTCBS	34.8%	-0.8%	11.5%	-18.7%	-54.5%	1.3%	24.5%	31.1%	-0.6%	8.6%	-11.8%	-31.1%	0.7%	11.2%
ICTTSUBV	7.7%	7.0%	1.8%	4.0%	-33.8%	-13.8%	-0.1%	6.9%	5.8%	1.3%	2.6%	-19.3%	-7.1%	0.0%
C2INV	90.9%	2.6%	18.2%	7.2%	-4.2%	19.6%	4.6%	81.3%	2.1%	13.6%	4.6%	-2.4%	10.1%	2.1%
CU	61.5%	-16.6%	18.5%	-9.9%	-57.7%	9.3%	1.3%	55.0%	-13.7%	13.9%	-6.2%	-33.0%	4.8%	0.6%
CEU	32.0%	10.1%	-62.8%	9.1%	-6.8%	12.9%	-7.4%	28.6%	8.3%	-47.0%	5.7%	-3.9%	6.6%	-3.4%
TU	74.8%	-8.6%	20.5%	-46.7%	-4.7%	12.5%	-30.9%	66.9%	-7.1%	15.3%	-29.6%	-2.7%	6.4%	-14.1%
TEU	12.2%	-7.8%	-20.4%	10.4%	27.3%	53.4%	10.9%	10.9%	-6.4%	-15.3%	6.6%	15.6%	27.4%	5.0%
ASTC	61.7%	-58.1%	25.7%	28.3%	8.1%	-3.6%	-23.5%	55.1%	-48.0%	19.3%	17.9%	4.6%	-1.8%	-10.7%
BECINV	68.0%	8.2%	31.1%	13.9%	21.6%	7.3%	43.7%	60.8%	6.7%	23.3%	8.8%	12.4%	3.7%	19.9%
ESTLIC	43.3%	-20.0%	37.1%	15.9%	-4.0%	44.7%	-30.8%	38.7%	-16.6%	27.8%	10.1%	-2.3%	22.9%	-14.0%
ESTDOCT	48.9%	36.8%	62.3%	-5.8%	-15.7%	-28.6%	3.2%	43.7%	30.4%	46.6%	-3.7%	-9.0%	-14.6%	1.5%
CREDOCT	46.4%	35.3%	71.8%	20.5%	-13.1%	-9.9%	-3.1%	41.5%	29.2%	53.8%	13.0%	-7.5%	-5.1%	-1.4%
PARCON	58.7%	-45.4%	23.7%	-16.4%	1.5%	-9.6%	-3.6%	65.7%	-54.9%	31.7%	-25.9%	2.6%	-18.6%	-7.8%
PARNOT	58.0%	8.5%	-24.9%	-27.2%	-3.8%	1.2%	-0.5%	64.9%	10.2%	-33.3%	-42.9%	-6.7%	2.3%	-1.2%
ARTA	50.7%	19.1%	-10.8%	9.2%	18.3%	5.6%	10.3%	56.7%	23.2%	-14.4%	14.5%	32.1%	11.0%	22.5%
ARTB	12.6%	12.4%	-3.1%	17.2%	-0.8%	-10.0%	-6.4%	14.1%	15.0%	-4.2%	27.1%	-1.4%	-19.5%	-14.0%
ARTC	13.3%	24.8%	-1.3%	24.1%	3.4%	-25.7%	-5.1%	14.9%	30.0%	-1.7%	38.1%	5.9%	-50.2%	-11.1%
COMNAC	42.5%	-30.9%	-5.3%	19.2%	-2.5%	-3.4%	-19.0%	47.6%	-37.4%	-7.0%	30.3%	-4.4%	-6.6%	-41.7%
COMINT	67.4%	-31.3%	-2.7%	2.2%	6.8%	-3.4%	-9.6%	75.4%	-37.9%	-3.6%	3.5%	11.9%	-6.5%	-20.9%
POSTN	28.1%	6.8%	-27.7%	6.6%	1.3%	4.1%	18.3%	31.4%	8.3%	-37.0%	10.4%	2.3%	8.1%	40.1%
POSTI	50.1%	16.1%	-36.8%	-11.9%	7.2%	11.3%	-2.5%	56.0%	19.5%	-49.2%	-18.7%	12.7%	22.0%	-5.5%
PREMN	8.8%	45.1%	48.5%	1.7%	11.6%	4.0%	-11.0%	9.9%	54.5%	64.7%	2.6%	20.4%	7.9%	-24.1%
PREMI	22.9%	34.9%	32.7%	-10.6%	12.8%	-3.9%	-7.5%	25.6%	42.2%	43.7%	-16.7%	22.5%	-7.6%	-16.4%
LIBRN	12.2%	23.6%	11.8%	2.9%	-38.6%	11.6%	-5.9%	13.6%	28.6%	15.8%	4.6%	-67.6%	22.5%	-12.9%
LIBRI	5.9%	32.5%	12.2%	-12.0%	-21.4%	-14.5%	-10.8%	6.7%	39.3%	16.3%	-19.0%	-37.5%	-28.4%	-23.8%
CAPNAC	20.9%	37.5%	16.1%	-5.2%	-5.9%	-4.5%	9.5%	23.4%	45.4%	21.4%	-8.2%	-10.3%	-8.9%	20.7%
CAPINT	32.4%	29.3%	0.5%	-8.0%	-5.5%	-25.8%	10.5%	36.2%	35.5%	0.6%	-12.6%	-9.5%	-50.4%	23.1%
TESLEI	76.4%	-12.1%	8.3%	6.1%	-11.8%	-1.6%	5.7%	85.4%	-14.7%	11.0%	9.6%	-20.7%	-3.1%	12.6%
%VARACUM	30.3	37.6	50.9	54.7	61.4	66.3	70.9	17.17	25.16	29.85	31.68	33.51	34.83	35.80

Cuadro 2: Resumen de relaciones

Componente Input → Output	Correlación input	Correlación output
CCI1-CCO1	RECURSOS ECON Y HUMANOS →	INVESTIGACIÓN CALIDAD
CCI2-CCO2	DOCTORADO (+) →	PREMIOS Y CAPÍTULOS(+)
	INGRESOS Y ASOCIADOS (-) →	CONGRESOS NOTABLES (-)
CCI3-CCO3	DOCTORADO (+) →	PREMIOS (+)
	CATEDR. ESCUELA (-) →	POSTER (-)
CCI4-CCO4	TITULARES UNIVERSIDAD (-) →	ARTÍCULOS CALIDAD (-)
		ARTÍCULOS - CALIDAD (+)
CCI5-CCO5	INGRESOS COMPRA BB.SS. (-) →	LIBROS (-)
	CATEDRÁTICOS UNIVERSIDAD (-) →	
CCI6-CCO6	TITULARES ESCUELA (+) →	ARTÍCULOS - CALIDAD (-)
	ESTUDIANTES LICENCIATURA (+) →	
CCI7-CCO7	BECARIOS INVESTIGACIÓN (+) →	POSTER (+)
		COMUN. Y PONENCIAS (-)

* En el cuadro se respeta el signo de las correlaciones con las variables canónicas para mostrar si las relaciones son directas o inversas

Una serie de conclusiones extraemos en relación con este análisis. Las variables de estudiantes de licenciatura y la carga en créditos docentes de doctorado no parecen condicionar la producción de publicaciones de calidad, de hecho correlacionan positivamente. Los créditos de doctorado si que podrían utilizarse como proxy de la especialización en tercer ciclo e investigación porque presentan correlaciones bastante altas con las tres primeras componentes canónicas de input, que explican las actividades notables, premios obtenidos y libros publicados.

De acuerdo con el análisis realizado, que aporta por si mismo una importante información sobre la actividad de la universidad, se han seleccionado una serie de variables en función de su repercusión dentro de ambos grupos de input y output. Con esta opción es obvio que se pierde una importante información, aunque se gana en claridad a la hora de señalar la interpretación de cada variable.

Cuadro 3: Variables seleccionadas en función de la correlación con las variables canónicas

INPUT	OUTPUT
EDP	PARNOT
ICTT	PARCON
CREDOCT	PREM
	LIBRC
	TESLEI

Una de las diferencias entre este grupo de variables y las anteriores es que en este caso hemos optado por sumar el total de libros y capítulos de libros (LIBRC), cuyas correlaciones con las variables canónicas son similares, al igual que ocurre con los premios nacionales e internacionales (PREM). Además, por el lado de los inputs se han agregado todos los ingresos por transferencia de tecnología (ICTT) y se ha utilizado la cifra de profesores investigadores con dedicación plena (EDP), que maneja la propia universidad para la construcción de sus ratios de productividad científica por investigador. Esta última variable resume todas las categorías de profesores incluidas en el anterior análisis¹⁷.

¹⁷ En origen pensamos en incluir la dedicación del profesorado a la investigación (DEDINV) en lugar del número de profesores. Construimos dicha variable deduciendo del total de horas de jornada para la función

Por último, aunque puede resultar sorprendente la eliminación de la variable de presupuesto C2INV¹⁸, finalmente no se ha incluido por dos motivos. Por un lado, la correlación con las variables de producción de calidad es bastante alta debido a que, como hemos dicho, la Oficina de Programación asigna un presupuesto para investigaciones en función de los puntos por actividad de investigación (PAR), en los que ponderan de forma importante las publicaciones notables. En segundo lugar, porque su correlación con la cifra de recursos humanos EDP es también alta (cercana al 70%), lo que hace aconsejable optar por una de las dos variables para las estimaciones de eficiencia y nos parece más justificada desde el punto de vista económico la inclusión como input de los profesores investigadores. Aún así existen correlaciones positivas entre las variables de input, aunque hemos seleccionado las variables de recursos que menos correlacionaban entre sí.

Cuadro 4: Correlaciones entre las variables seleccionadas para el análisis de eficiencia

Correlaciones	EDP	ICTT	ESTLIC	CREDOCT	PARCON	PARNOT	LIBRC	PREM	TESLEI
EDP	100.00%	43.05%	76.09%	35.96%	62.21%	40.39%	4.86%	4.12%	61.52%
ICTT	43.05%	100.00%	28.63%	39.83%	58.18%	34.97%	12.58%	3.50%	60.32%
ESTLIC	76.09%	28.63%	100.00%	48.65%	38.81%	13.63%	2.07%	18.26%	36.95%
ESTDOCT	34.41%	39.33%	38.73%	88.58%	30.22%	17.97%	47.59%	49.84%	39.59%
CREDOCT	35.96%	39.83%	48.65%	100.00%	25.99%	8.85%	38.92%	55.53%	39.96%
PARCON	62.21%	58.18%	38.81%	25.99%	100.00%	39.63%	1.59%	3.96%	58.39%
PARNOT	40.39%	34.97%	13.63%	8.85%	39.63%	100.00%	26.91%	2.60%	44.20%
LIBRC	4.86%	12.58%	2.07%	38.92%	1.59%	26.91%	100.00%	20.43%	23.35%
PREM	4.12%	3.50%	18.26%	55.53%	3.96%	2.60%	20.43%	100.00%	2.37%
TESLEI	61.52%	60.32%	36.95%	39.96%	58.39%	44.20%	23.35%	2.37%	100.00%

* Los estudiantes de licenciatura no pertenecen al análisis. Se incluyen para comprobar que guardan correlaciones positivas con el resto de variables. Además es una variable con una correlación muy alta con los EDP.

ESTADIST.	EDP	ICTT	CREDOCT	PARCON	PARNOT	TESLEI	PREM	LIBRC
Media	41	77753366	383	30.8923266	165.94	3	1.97	9.36
Mínimo	8	812984	0	0	0	0	0	0
Máximo	108	546724869	1955	472	2605	24	30	69.43
Desv.Típica	25	79398282	362	71.4387622	328.97	4	3.73	9.43

* Como las estimaciones de tipo econométrico se formulan en forma logarítmica, en los supuestos en los que las unidades presentaban datos igual a cero se ha considerado 0.0000001

pública (37.5h) el número de horas de docencia (calculadas a través de los créditos docentes) por categorías de profesores y una estimación para la preparación de las clases. Sin embargo, observamos que desde el punto de vista estadístico estas dos variables son prácticamente idénticas (correlacionan en un 98%) y, teniendo en cuenta que no parece que la carga de estudiantes condicione los resultados de investigación, consideramos más oportuno utilizar la cifra de EDP que es la que utiliza la UPC para construir sus propios ratios de productividad científica.

¹⁸ Correlaciones EDP y las variables excluidas C2INV y DEDINV:

Correlaciones	EDP	C2INV	DEDINV
EDP	100%	69%	98%
C2INV	69%	100%	75%
DEDINV	98%	75%	100%

Con estas variables hemos realizado un nuevo análisis de correlación canónica para comprobar si se mantenían las relaciones anteriores. En este caso los resultados han sido más claros.

Cuadro 5: Correlaciones entre las variables reales y las canónicas en el modelo reducido

Correlaciones	EDP	ICTT	CREDOCT	TESLEI	PARCON	PARNOT	LIBRC	PREM
CCI1	86.8%	82.1%	43.8%	71.9%	71.3%	44.8%	9.6%	4.0%
CCI2	-2.6%	4.7%	89.9%	9.4%	-5.8%	-12.0%	38.6%	59.8%
CCI3	49.5%	-56.9%	0.5%	-1.4%	0.2%	2.3%	-5.1%	4.5%
CCO1	70.3%	66.5%	35.4%	88.8%	88.1%	55.4%	11.9%	4.9%
CCO2	-1.8%	3.3%	63.2%	13.4%	-8.3%	-17.1%	54.9%	85.0%
CCO3	4.3%	-5.0%	0.0%	-16.3%	2.6%	26.1%	-57.6%	50.8%

Como puede verse, las primeras componentes de input y output reflejan la influencia positiva de las tres variables seleccionadas como recursos en los niveles de producción de tesis, actividad en congresos y publicación en revistas notables. El segundo par de variables canónicas representa la influencia del doctorado sobre premios y libros, y el tercer par recoge la relación directa del número de profesores (con signo positivo) e ingresos (con signo negativo) con los premios obtenidos, y de forma inversa sobre los libros. A partir del análisis que acabamos de comentar parece interesante realizar un estudio separado con las variables PARCON, PARNOT y TESLEI, que están altamente explicados por el primer par de variables canónicas, y analizar qué unidades varían sus índices de eficiencia al introducir libros y premios. Estas dos últimas variables se introducirían como elemento de corrección de los posibles sesgos en los indicadores de calidad.

4. Evaluación de eficiencia a través de los modelos de frontera

4.1. Análisis de la homogeneidad de la muestra a través del modelo DEA

En este apartado utilizaremos en primer lugar el modelo DEA para analizar la sensibilidad del modelo a la introducción de las variables que hemos citado en el último párrafo del punto anterior. Para ello trabajaremos con 190 unidades (correspondientes a las observaciones de cada departamento en los cinco años

de la serie) y estudiaremos el porcentaje de unidades cuya eficiencia varía en más de un 10% cuando se añade una nueva variable a las ya existentes¹⁹.

Cuadro 6: Sensibilidad del modelo a las variables Premios, Libros y R. Variables de escala²⁰

	EDP	ICTT	CREDOCT	PARNOT	PARCON	TESLEI	PREM	LIBRC	RVE	%DPTO (>10%)
Modelo base	X	X	X	X	X	X				-
Modelo 1	X	X	X	X	X	X	X			33.20%
Modelo 2	X	X	X	X	X	X	X	X		35.30%
Modelo 3	X	X	X	X	X	X	X	X	X	31.60%

* Estimaciones realizadas considerando unidades-año con todo el panel 95-99

* Porcentaje de departamentos cuyo índice de eficiencia varía más de un 10% al introducir una nueva variable.

Normalmente este tipo de análisis se utiliza para comprobar la sensibilidad del modelo a la introducción de variables. Sin embargo, en este apartado tan sólo intentamos comprobar si las variables relativas a premios y libros y capítulos de libros ayudan a mejorar la posición en la clasificación de eficiencia de unidades que a priori son menos homogéneas que el resto²¹. Vemos que efectivamente existe un buen número de unidades cuyo índice de eficiencia varía por encima de un 10% al introducir los indicadores de producción de libros y premios²².

Lo que es preciso analizar a continuación es si estos cambios se producen sobre los departamentos menos especializados en investigación aplicada. Para ello estableceremos la división entre los departamentos de carácter experimental y los tecnológicos o básicos a partir de una doble clasificación de los puntos por actividad de investigación notable (PARNOT). La UPC diferencia entre los puntos por publicaciones notables indexadas en el Journal of Citation Report (PARNOT JCR) y los puntos por actividades notables a juicio de un comité de expertos (PARNOT UPC). Estos últimos tienen como objetivo incluir otras publicaciones de calidad de algunos departamentos que

¹⁹ Tomamos todas las unidades-año en un modelo DEA convencional y tratamos el panel como sección cruzada (introduciendo 190 unidades, cinco unidades año para cada departamento; se trata de un análisis windows con n=5, es decir con una sola ventana)

²⁰ Díez Ticio y Mancebón (1999) realizan este tipo de análisis, propuesto por el profesor J. T. Pastor.

²¹ Por esta razón no realizamos un proceso iterativo para seleccionar variables, introduciendo una variable y eliminando la anterior.

²² Aunque no se analiza en profundidad la existencia de rendimientos variables de escala, parece sensato pensar en su existencia debido a la alta diferencia entre departamentos en cuanto al número de profesores y a la capacidad para generar recursos de investigación. Además, se puede observar que más del treinta por ciento de las unidades incrementan sus índices de eficiencia cuando se incorpora este supuesto.

no publican en revistas recogidas en el Journal of Citation Report. Sin embargo, no compensan completamente las diferencias en términos de especialización en investigación concretada en publicación en revistas. De hecho, los departamentos de más experimentales serán los más favorecidos al utilizar el indicador en las evaluaciones. La clasificación de los departamentos en función de los dos indicadores citados se recoge a continuación.

Cuadro 7: Clasificación de los Departamentos a través de las publicaciones notables

ORDENACIÓN PAR JCR (CLASIF. + EXPERIMENTALES EN NEGRITA)	ORDENACIÓN PAR UPC (CLASIF + TECNOLÓGICOS O BÁSICOS EN NEGRITA)
<p>Ing. Química Física e ing. Nuclear Teoría de las señales y de las comunicaciones Física aplicada Ing. Electrónica Matem. Aplicada y telemática Lenguajes y sistemas informáticos Ciencia de los materiales e ing. metalurgica Matem. Aplicada III Matem. Aplicada II Ing. del terreno, minera y cartográfica Ing. de la construcción Matem. Aplicada I Resistencia de los materiales y estructuras en la ingeniería Máquinas y motores térmicos Óptica y Optometría Ing. Hidráulica, marítima y ambiental Arquitectura de computadores Ing. de sistemas, automática e informática industrial Estructuras en la Arquitectura Ing. Mecánica Ing. textil y papelera Proyectos de ingeniería Ingeniería minera y recursos naturales Estadist. e invest. operativa Construcciones arquitectónicas I Organización de empresas Mecánica de fluidos Ing. Eléctrica Composición arquitectónica Construcciones arquitectónicas II Expresión gráfica en la ingeniería Expresión gráfica arquitectónica I Expresión gráfica arquitectónica II Infraestructura del transporte y del territorio Proyectos arquitectónicos Urbanismos y Ordenación del territorio Ciencia e ingeniería náutica</p>	<p>Arquitectura de computadores Teoría de las señales y de las comunicaciones Proyectos arquitectónicos Ing. Electrónica Ing. de la construcción Resistencia de los materiales y estructuras en la ingeniería Composición arquitectónica Lenguajes y sistemas informáticos Ing. de sistemas, automática e informática industrial Ing. del terreno, minera y cartográfica Estructuras en la Arquitectura Ing. Hidráulica, marítima y ambiental Matem. Aplicada y telemática Ing. Eléctrica Ciencia de los materiales e ing. Metalurgica Matem. Aplicada III Infraestructura del transporte y del territorio Física aplicada Construcciones arquitectónicas I Urbanismos y Ordenación del territorio Máquinas y motores térmicos Estadist. e invest. Operativa Ing. Química Proyectos de ingeniería Física e ing. Nuclear Mecánica de fluidos Matem. Aplicada II Construcciones arquitectónicas II Ing. Mecánica Ing. textil y papelera Expresión gráfica en la ingeniería Expresión gráfica arquitectónica I Expresión gráfica arquitectónica II Matem. Aplicada I Óptica y Optometría Organización de empresas Ingeniería minera y recursos naturales Ciencia e ingeniería náutica</p>

* Ordenados de mayor a menor. En negrita los departamentos por encima de la media

Cuadro 8: Resumen de las clasificaciones de las unidades poco productivas
(menos de un 10% de eficiencia en el modelo base DEA)

CLASIFICACIÓN	UNIDADES	CORRECC. CON PREM Y LIBRC
Pertenecen al grupo de los tecnológicos	1, 3, 4, 5, 18, 36, 32	SI
Pertenecen al grupo de los experimentales	12, 14, 29, 31, 37, 38	SI
Unidad atípica*	17, 19	NO

* Sus datos son próximos a cero o muy bajos y obtienen algún índice 100% porque no encuentra unidad de comparación. Este análisis podría completarse con el modelo de Wilson (95) y Andersen y Petersen (93) de detección de outliers. No lo hemos hecho porque excedía el propósito de este trabajo.

Como se observa en el cuadro anterior existe un buen número de unidades que mejoran su situación con la introducción de las variables relativas a los premios y a los libros. Adicionalmente, observamos que determinadas unidades pasan de niveles de eficiencia muy bajos a niveles que superan el 50%, como el departamento 3 y 29 o el 4, especialmente debido a los libros y capítulos. La unidad 32 obtiene una importante mejora gracias a premios y libros, lo que denota una escasa especialización en doctorado e investigación. Es quizás un supuesto en el que mediante la combinación de indicadores resolvemos una cierta “injusticia” cuyo origen se sitúa en el sesgo que imponen determinados indicadores de calidad (PARNOT y PARCON).

Esto es especialmente relevante si los responsables de la programación utilizan la clasificación de las unidades eficientes para asignar recursos presupuestarios. Además, hay que tener en cuenta que con la introducción de estas variables prácticamente no se alteran las posiciones de las unidades eficientes, mientras que mejoran sus posiciones unidades del grupo de las tecnológicas o de las experimentales que no resultarían favorablemente clasificadas si utilizásemos únicamente las variables de actividades notables (congresos, tesis o publicaciones).

4.2. El modelo de análisis temporal a través de ventanas:

Una vez analizada la idoneidad de las variables y la homogeneidad de la muestra, realizaremos el análisis windows con esas mismas variables y bajo el supuesto de rendimientos variables de escala. El objetivo es doble, por un lado, se puede estudiar la evolución y la robustez de los comportamientos en el tiempo, en la medida en que en este modelo se van prescindiendo del año

más antiguo e incorporando el más reciente, de forma que enfrentamos a los mismos datos a dos fronteras de observaciones. Utilizaremos las medias de los índices en todas las fronteras para extraer un índice resumen, lo que se servirá para comparar los resultados del modelo DEA con el análisis paramétrico. En el cuadro siguiente recogemos los resultados de éste análisis.

Cuadro 9: Análisis temporal a través de ventanas (95-99)

UNIDAD	WINDOW0		WINDOW1		WINDOW2		WINDOW3		WINDOW4	INDMEDIO	DESVTIP
	INDICE1W0	INDICE2W0	INDICE1W1	INDICE2W1	INDICE1W2	INDICE2W2	INDICE1W3	INDICE2W3	INDICE1W4		
DPTO1	90.93%	100.00%	80.93%	70.49%	68.71%	89.49%	76.12%	100.00%	100.00%	86.30%	11.96%
DPTO2	90.74%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	71.02%	27.34%	100.00%	100.00%	87.68%	23.19%
DPTO3	100.00%	100.00%	62.09%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	95.79%	11.91%
DPTO4	100.00%	100.00%	77.23%	41.39%	39.73%	56.84%	46.56%	89.61%	89.61%	71.22%	23.72%
DPTO5	41.38%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	93.49%	18.42%
DPTO6	76.05%	88.72%	86.31%	100.00%	96.61%	100.00%	79.34%	100.00%	100.00%	91.89%	9.04%
DPTO7	94.40%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	99.38%	1.76%
DPTO8	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	88.93%	65.66%	86.90%	86.90%	92.04%	10.93%
DPTO9	100.00%	69.35%	57.76%	39.38%	34.54%	46.71%	61.51%	66.91%	69.55%	60.63%	18.50%
DPTO10	100.00%	100.00%	78.79%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	97.64%	6.67%
DPTO11	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	82.94%	55.03%	100.00%	100.00%	93.11%	14.47%
DPTO12	56.87%	38.91%	30.06%	18.01%	12.54%	65.54%	61.91%	100.00%	100.00%	53.76%	30.28%
DPTO13	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	80.79%	100.00%	100.00%	97.87%	6.04%
DPTO14	71.56%	39.43%	32.11%	58.75%	43.22%	97.68%	100.00%	75.40%	81.25%	66.60%	23.41%
DPTO15	83.82%	62.05%	57.07%	29.28%	28.67%	29.72%	24.94%	48.23%	48.23%	45.78%	18.59%
DPTO16	100.00%	100.00%	100.00%	73.92%	77.41%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	94.59%	10.15%
DPTO17	70.14%	12.32%	8.30%	0.00%	0.00%	87.83%	100.00%	19.78%	19.78%	35.35%	37.10%
DPTO18	64.68%	86.24%	45.99%	98.98%	98.98%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	88.32%	18.64%
DPTO19	100.00%	0.00%	100.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	0.00%	100.00%	55.56%	49.69%
DPTO20	100.00%	100.00%	84.68%	100.00%	100.00%	68.86%	36.79%	98.82%	98.82%	87.55%	20.57%
DPTO21	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	88.58%	49.57%	100.00%	100.00%	93.13%	15.81%
DPTO22	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	90.86%	100.00%	100.00%	98.98%	2.87%
DPTO23	100.00%	82.84%	46.14%	100.00%	75.37%	81.93%	73.19%	100.00%	100.00%	84.39%	17.17%
DPTO24	90.41%	84.68%	75.76%	58.47%	48.19%	54.79%	53.42%	68.77%	68.77%	67.03%	13.76%
DPTO25	100.00%	100.00%	99.56%	100.00%	100.00%	100.00%	81.31%	100.00%	100.00%	97.87%	5.86%
DPTO26	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	0.00%
DPTO27	100.00%	100.00%	86.07%	100.00%	98.80%	77.11%	87.97%	100.00%	100.00%	94.44%	8.07%
DPTO28	82.32%	87.52%	69.66%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	93.28%	10.45%
DPTO29	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	94.42%	92.15%	100.00%	100.00%	98.51%	2.84%
DPTO30	37.49%	93.08%	100.00%	79.50%	70.48%	62.26%	62.48%	37.45%	37.45%	64.47%	22.46%
DPTO31	92.13%	23.53%	15.64%	69.01%	66.08%	69.77%	53.93%	71.00%	71.00%	59.12%	23.13%
DPTO32	100.00%	98.34%	79.33%	100.00%	100.00%	56.59%	52.00%	100.00%	100.00%	87.36%	18.80%
DPTO33	9.46%	80.82%	59.27%	58.66%	57.55%	97.10%	100.00%	72.87%	72.87%	67.62%	25.34%
DPTO34	100.00%	100.00%	98.15%	100.00%	91.86%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	98.89%	2.55%
DPTO35	100.00%	100.00%	64.64%	100.00%	100.00%	87.68%	65.49%	100.00%	100.00%	90.87%	14.31%
DPTO36	100.00%	67.24%	100.00%	100.00%	100.00%	75.60%	67.71%	78.46%	78.46%	85.27%	13.69%
DPTO37	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	38.45%	32.30%	100.00%	100.00%	85.64%	26.91%
DPTO38	100.00%	64.03%	100.00%	46.54%	71.07%	54.22%	59.84%	77.98%	85.40%	73.23%	18.09%

Cada ventana recoge los datos de todas las unidades para dos años y por tanto dos índices para cada unidad²³. En el último año solamente se analizan los datos del 99 (ello ocurre porque la cifra de años del subpanel es par). Por otra

²³ Ello trae consigo el problema de que determinadas unidades con outputs muy bajos pueden obtener índices muy dispersos. En este caso la media no sería un buen indicador de la posición de esa unidad en el ranking de eficiencia.

parte, el uso de la media de los subpaneles favorece a las unidades atípicas 17 y 19, porque obtiene en algunos 0% y en otros 100%. Son los únicos casos en los que esto ocurre y, en cualquier caso, son fácilmente detectables, porque la desviación típica obtenida con los datos de la serie de eficiencias es muy alta.

La clasificación de unidades de mayor a menor productividad se recoge en el siguiente cuadro:

Cuadro 10: Clasificación de las unidades por grado de eficiencia

orden	UNIDAD	EFMEDIA n=2	UNIDAD	EFMEDIA n=5
1	DPTO26	100.00%	DPTO22	98.17%
2	DPTO7	99.38%	DPTO29	92.35%
3	DPTO22	98.98%	DPTO26	92.34%
4	DPTO34	98.89%	DPTO7	90.54%
5	DPTO29	98.51%	DPTO25	86.40%
6	DPTO25	97.87%	DPTO32	84.75%
7	DPTO13	97.87%	DPTO16	84.06%
8	DPTO10	97.64%	DPTO27	81.26%
9	DPTO3	95.79%	DPTO11	80.77%
10	DPTO16	94.59%	DPTO8	80.35%
11	DPTO27	94.44%	DPTO10	78.84%
12	DPTO5	93.49%	DPTO34	78.68%
13	DPTO28	93.28%	DPTO37	77.14%
14	DPTO21	93.13%	DPTO13	77.11%
15	DPTO11	93.11%	DPTO36	76.09%
16	DPTO8	92.04%	DPTO3	74.90%
17	DPTO6	91.89%	DPTO28	74.49%
18	DPTO35	90.87%	DPTO35	69.66%
19	DPTO18	88.32%	DPTO2	69.50%
20	DPTO2	87.68%	DPTO6	68.72%
21	DPTO20	87.55%	DPTO1	68.68%
22	DPTO32	87.36%	DPTO18	62.15%
23	DPTO1	86.30%	DPTO21	61.19%
24	DPTO37	85.64%	DPTO23	60.74%
25	DPTO36	85.27%	DPTO5	59.10%
26	DPTO23	84.39%	DPTO4	58.44%
27	DPTO38	73.23%	DPTO9	54.39%
28	DPTO4	71.22%	DPTO38	53.67%
29	DPTO33	67.62%	DPTO20	50.55%
30	DPTO24	67.03%	DPTO24	50.39%
31	DPTO14	66.60%	DPTO14	50.28%
32	DPTO30	64.47%	DPTO33	47.93%
33	DPTO9	60.63%	DPTO31	47.78%
34	DPTO31	59.12%	DPTO30	43.21%
35	DPTO19*	55.56%	DPTO12	42.84%
36	DPTO12	53.76%	DPTO15	37.51%
37	DPTO15	45.78%	DPTO17*	21.21%
38	DPTO17*	35.35%	DPTO19*	20.00%
	MEDIA	82.5%	MEDIA	66.0%

En este último cuadro comparamos los resultados del análisis por ventanas con subpaneles de dos años con otro en el que se utilizan el total de unidades año ($n=5$). Debido a que se incorpora el supuesto de rendimientos de escala existe un gran número de unidades con índice 100% y como se analiza la media de todos los resultados unidad-año, resulta conveniente trabajar con un escenario aún más amplio. La Correlación de Pearson entre los índices es del 96.2% que tratándose de fronteras con escenario temporal amplio es muy alta. Las unidades con resultados por encima de la media están remarcadas en ambas clasificaciones. De nuevo las unidades atípicas aparecen en los últimos puestos de la tabla (de forma más clara en el caso en que $n = 5$).

Otro resultado interesante del modelo de análisis temporal a través de ventanas es la posibilidad de analizar la evolución de las unidades en el tiempo de un modo mucho más robusto, puesto que se cuentan con muchas observaciones en cada subpanel²⁴. Por ello, se construyen las tasas de variación entre los índices de eficiencia pertenecientes a una unidad en cada ventana, lo que nos muestra, en cuál de los años obtiene una mayor eficiencia y la cuantía de la mejora. A continuación, se calcula la media aritmética del valor absoluto de las cuatro tasas de variación, que nos ofrece una medida del grado de variabilidad media de las estimaciones de eficiencia en el tiempo. Por último, se calcula la desviación típica del valor absoluto de esta variable, lo que nos permite analizar la dispersión de tal variabilidad.

²⁴ Un análisis que no hemos realizado para no alargar más el trabajo es señalar la intervención de las unidades eficientes en los grupos de comparación de otras. Es un estudio especialmente interesante cuando queremos conocer el área de influencia de las unidades menos homogéneas.

Cuadro 11: Análisis de la evolución temporal

UNIDAD	TV1_2	TV2_3	TV3_4	TV4_5	MEDIA_ABS	DESV.TIP_ABS
DPTO26	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
DPTO7	5.93%	0.00%	0.00%	0.00%	1.48%	2.57%
DPTO22	0.00%	0.00%	0.00%	10.06%	2.52%	4.36%
DPTO34	0.00%	1.88%	8.86%	0.00%	2.69%	3.65%
DPTO29	0.00%	0.00%	-5.58%	8.52%	3.53%	3.68%
DPTO25	0.00%	0.44%	0.00%	22.99%	5.86%	9.89%
DPTO13	0.00%	0.00%	0.00%	23.78%	5.95%	10.30%
DPTO10	0.00%	26.92%	0.00%	0.00%	6.73%	11.66%
DPTO8	0.00%	0.00%	-11.07%	32.35%	10.86%	13.21%
DPTO28	6.32%	43.55%	0.00%	0.00%	12.47%	18.13%
DPTO27	0.00%	16.19%	-21.95%	13.68%	12.96%	8.06%
DPTO16	0.00%	-26.08%	29.19%	0.00%	13.82%	13.86%
DPTO3	0.00%	61.05%	0.00%	0.00%	15.26%	26.44%
DPTO6	16.66%	15.86%	3.51%	26.04%	15.52%	8.01%
DPTO24	-6.33%	-22.82%	13.68%	28.73%	17.89%	8.56%
DPTO36	-32.76%	0.00%	-24.40%	15.87%	18.26%	12.11%
DPTO1	9.98%	-12.91%	30.25%	31.38%	21.13%	9.75%
DPTO11	0.00%	0.00%	-17.06%	81.71%	24.69%	33.65%
DPTO9	-30.65%	-31.83%	35.25%	8.78%	26.63%	10.44%
DPTO21	0.00%	0.00%	-11.42%	101.73%	28.29%	42.66%
DPTO35	0.00%	54.71%	-12.32%	52.70%	29.93%	24.18%
DPTO5	141.67%	0.00%	0.00%	0.00%	35.42%	61.34%
DPTO38	-35.97%	-53.46%	-23.71%	30.31%	35.86%	11.05%
DPTO18	33.33%	115.20%	1.03%	0.00%	37.39%	46.88%
DPTO32	-1.66%	26.06%	-43.41%	92.31%	40.86%	33.20%
DPTO15	-25.97%	-48.70%	3.66%	93.41%	42.94%	33.21%
DPTO23	-17.16%	116.73%	8.70%	36.64%	44.81%	42.74%
DPTO4	0.00%	-46.41%	43.07%	92.45%	45.48%	32.71%
DPTO20	0.00%	18.09%	-31.14%	168.64%	54.47%	66.84%
DPTO30	148.32%	-20.50%	-11.66%	-40.06%	55.13%	54.77%
DPTO37	0.00%	0.00%	-61.55%	209.64%	67.80%	85.66%
DPTO14	-44.89%	83.00%	125.97%	-24.60%	69.62%	38.71%
DPTO2	10.20%	0.00%	-28.98%	265.78%	76.24%	109.92%
DPTO31	-74.46%	341.28%	5.59%	31.65%	113.25%	133.93%
DPTO12	-31.58%	-40.08%	422.62%	61.52%	138.95%	164.14%
DPTO33	754.39%	-1.01%	68.71%	-27.13%	212.81%	313.61%
DPTO17	-----	-----	-----	-----	-----	-----
DPTO19	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Cuadro 12: Resumen de la variabilidad temporal

Comportamiento	Departamentos
Irregulares	12, 31, 33
Estables (MEDIA_ABS < 10%)	7, 10, 13, 22, 25, 29, 34
Unidades con tasa variación negativa en dos ó más ventanas	9, 12, 14, 15, 30, 32, 33, 36, 38
Unidades que empeoran en la última ventana	14, 30, 33

En este punto se puedan extraer una serie de comportamientos: los departamentos más irregulares presentan altos valores en las medias y desviaciones típicas de las tasas de variación en valor absoluto. Las unidades estables obtienen también un alto grado de eficiencia, lo que hace pensar que están muy especializadas en las labores de productividad científica y mantienen sus niveles elevados a lo largo del tiempo. Otro conjunto de unidades de producción presenta resultados de eficiencia superiores en los años anteriores respecto a los posteriores en la misma frontera o subpanel, lo cual implica la obtención de tasas de variación negativas. Por último, se comprueba una tendencia generalizada al crecimiento en la última ventana, que puede estar motivada por el propio sistema de incentivos a la productividad científica que ha generado la puesta en marcha de la planificación estratégica y la firma de compromisos de mejora por parte de las unidades evaluadas.

4.3. Análisis de frontera estocástica

En este punto hemos realizado las estimaciones econométricas tomando los mismos tres inputs utilizados en el modelo no paramétrico como variables explicativas, mientras que como variables explicadas se han seleccionado cada uno de los outputs del modelo DEA por separado.

Se observa que las estimaciones de la totalidad de los modelos especificados resultan significativas en todos los parámetros con la excepción del coeficiente correspondiente a ingresos por transferencia de tecnología de los modelos que

explican las variables relativas a las tesis y a los premios²⁵ y el parámetro correspondiente a profesores en el modelo explicativo de la variable libros.

La variable de ingresos por transferencia de tecnología resulta significativa pero con signo negativo en las especificaciones explicativas de las variables intervención en congresos notables (PARCON) y libros (LIBRC), mientras que influyen de forma directa sobre la variable de publicaciones notables (PARNOT), lo cual es un resultado esperado, porque ya hemos comentado que los ingresos por proyectos terminan materializándose en investigaciones de calidad, mientras que las dos primeras dependen de forma directa de la influencia de los recursos humanos o de la especialización en doctorado.

Las clasificaciones de eficiencia correspondientes a los modelos estimados se recogen en el apartado siguiente, en el que además, propondremos un método para ponderar todos los índices.

²⁵ Se observa que las estimaciones puntuales de estas variables resultan negativas, aunque en este caso, su signo no resulta relevante, puesto que se acepta el contraste donde la hipótesis nula propone como valor del parámetro un valor igual a cero.

5. Ponderación de los índices de eficiencia y comparación de resultados

En los análisis que hemos realizado existe una característica que sirve para enlazar ambos, que consiste en que para obtener un índice común a todas las eficiencias²⁶ es preciso contar con una ponderación de la intervención de cada variable en el nivel de eficiencia final. El análisis DEA tiene la virtud de que no se precisa la asignación de ponderaciones subjetivas, puesto que el propio programa asigna los pesos para los inputs y outputs que permiten maximizar el ratio de eficiencia²⁷. Es importante señalar que, tal como apuntan Pedraja y Salinas (1994), en los casos en que las ponderaciones de variables que estamos interesados en evaluar sean nulas, puede ser conveniente aplicar restricciones sobre las mismas. En nuestro análisis no hemos considerado esta opción porque el propio proceso de selección de variables a través de la correlación canónica hace que sean variables que discriminen entre unidades, y de forma no homogénea para la muestra, de modo que todas las variables obtienen ponderaciones positivas para grupos diferentes de departamentos (los índices correspondientes a este análisis se recogen con la denominación EFDEA). Sin embargo, no descartamos aplicar una restricción de las ponderaciones sobre la base del análisis de correlación canónica, como ya explicaremos.

En esta ocasión nos parecía más interesante utilizar el esquema de ponderaciones derivado del modelo envolvente para construir un solo índice de eficiencia a partir de los análisis de tipo paramétrico. En el cuadro 14 recogemos en las primeras cinco columnas la media de las estimaciones de eficiencia obtenidas mediante la aplicación del modelo de Batesse y Coelli sobre cada uno de los outputs explicados²⁸. A continuación, hemos aplicado dos diferentes esquemas de ponderaciones sobre los cinco índices de eficiencia de cada unidad, reflejados en esas cinco primeras columnas, con el objetivo de obtener una sola

²⁶ Las estimaciones cuyas variables dependientes son PARCON PARNOT TESLEI PREM Y LIBRC, que se contienen en columnas diferentes en el cuadro.

²⁷ En nuestro caso minimizan el ratio, puesto que se trata de un modelo orientado a la producción. Para que las unidades obtengan ratios entre 0-100% presentamos la inversa de los índices en las tablas.

²⁸ El modelo estocástico permite obtener una clasificación de eficiencia para cada año. En este análisis recogemos la media de los cinco años.

clasificación de eficiencia para cada unidad evaluada. Una primera prueba la hemos realizado mediante la utilización, como ponderaciones, de las correlaciones de las variables reales de producción con cada una de las tres componentes canónicas del análisis reducido explicado en el apartado anterior²⁹ (CCO1, CCO2 y CCO3). Otro método utilizado ha sido el de calcular la ponderación media asignada por el modelo DEA para cada variable de producción³⁰ (EFPONDEA) y multiplicarlas por los índices de las cinco primeras columnas. Por último incluimos también una columna con las eficiencias obtenidas en el modelo DEA.

²⁹ Para ponderar las variables sobre las que hemos construido todos los análisis de eficiencia hemos transformado los porcentajes de correlación con las variables en una combinación lineal convexa (EFCC1, EFCC2 y EFCC3 son las variables resultantes de multiplicar los cinco índices por la ponderación asignada al output en cuestión en cada una de las componentes obtenidas mediante el análisis de correlación canónica) .

³⁰ En el modelo de ventanas de ancho igual a cinco años. Como el modelo DEA asigna un peso virtual para cada output e unidad, hemos realizado la media de los pesos relativos para cada producto.

Cuadro 13: Eficiencia ponderada de los modelos estocásticos comparados con el DEA

UNIDAD	PARCON	PARNOT	TESLEI	PREM	LIBRC	EFCC1	EFCC2	EFCC3	EFDEA	EFPONDEA
DPTO1	98.9%	10.2%	42.8%	26.1%	64.9%	56.1%	37.3%	44.0%	68.7%	53.0%
DPTO2	100.0%	40.6%	63.9%	78.7%	68.3%	72.0%	74.7%	69.3%	69.5%	71.6%
DPTO3	6.6%	1.5%	59.7%	40.6%	75.7%	28.4%	49.5%	54.4%	74.9%	53.5%
DPTO4	9.9%	1.3%	64.0%	70.4%	77.1%	31.7%	69.9%	66.5%	58.4%	60.9%
DPTO5	46.3%	2.0%	0.9%	33.6%	79.7%	21.6%	45.2%	51.5%	59.1%	37.2%
DPTO6	100.0%	42.1%	73.5%	79.5%	72.2%	75.9%	76.5%	72.0%	68.7%	76.5%
DPTO7	100.0%	1.8%	0.6%	78.8%	70.5%	40.9%	73.2%	64.1%	90.5%	48.3%
DPTO8	100.0%	34.3%	78.3%	79.3%	75.5%	76.1%	77.1%	73.0%	80.4%	79.1%
DPTO9	94.0%	0.1%	44.9%	58.0%	18.6%	51.3%	45.4%	32.7%	54.4%	43.5%
DPTO10	87.2%	13.1%	37.4%	23.9%	71.9%	51.0%	37.7%	46.7%	78.8%	51.6%
DPTO11	100.0%	32.6%	79.0%	39.2%	26.5%	72.8%	36.6%	34.0%	80.8%	56.9%
DPTO12	6.3%	14.8%	2.5%	26.4%	65.1%	10.0%	36.3%	43.0%	42.8%	27.3%
DPTO13	7.7%	30.5%	60.6%	66.5%	74.6%	36.0%	67.3%	66.5%	77.1%	58.7%
DPTO14	8.3%	22.5%	13.1%	56.5%	69.2%	17.1%	58.1%	57.5%	50.3%	38.0%
DPTO15	12.3%	14.8%	62.6%	29.6%	72.0%	34.0%	41.5%	49.9%	37.5%	52.6%
DPTO16	34.4%	31.9%	0.7%	17.9%	66.6%	23.1%	31.7%	42.2%	84.1%	29.6%
DPTO17	4.7%	0.1%	0.1%	17.5%	53.2%	4.6%	26.7%	32.4%	21.2%	20.6%
DPTO18	4.0%	0.1%	1.4%	67.4%	56.5%	6.0%	61.0%	52.8%	62.2%	30.4%
DPTO19	17.8%	0.3%	0.7%	29.7%	20.5%	8.2%	25.7%	21.1%	20.0%	14.0%
DPTO20	86.9%	42.9%	33.7%	21.7%	70.7%	56.1%	36.6%	48.0%	50.5%	50.2%
DPTO21	10.1%	35.3%	27.7%	19.6%	69.9%	25.0%	34.1%	45.8%	61.2%	37.8%
DPTO22	100.0%	0.1%	86.5%	23.8%	72.5%	70.2%	38.3%	47.5%	98.2%	70.8%
DPTO23	78.2%	10.8%	33.6%	13.0%	70.5%	45.7%	29.8%	41.5%	60.7%	46.8%
DPTO24	17.2%	30.7%	60.1%	55.0%	72.5%	38.9%	59.1%	61.2%	50.4%	57.1%
DPTO25	14.2%	90.9%	74.3%	36.0%	79.5%	56.2%	50.2%	64.0%	86.4%	62.5%
DPTO26	94.1%	90.9%	92.7%	87.9%	80.5%	92.1%	86.0%	84.8%	92.3%	88.1%
DPTO27	89.2%	52.3%	67.3%	47.4%	64.2%	71.2%	52.8%	56.8%	81.3%	65.2%
DPTO28	85.3%	16.7%	44.0%	61.9%	63.7%	53.8%	61.1%	57.6%	74.5%	57.7%
DPTO29	16.9%	0.5%	70.9%	27.5%	25.1%	33.1%	26.8%	25.4%	92.3%	40.5%
DPTO30	5.7%	23.3%	0.2%	30.1%	68.2%	11.1%	39.9%	46.7%	43.2%	28.2%
DPTO31	5.8%	0.4%	53.5%	36.5%	74.2%	25.5%	46.1%	51.8%	47.8%	49.9%
DPTO32	5.1%	1.2%	27.7%	80.1%	68.9%	16.8%	73.5%	64.8%	84.8%	46.2%
DPTO33	46.9%	1.9%	0.8%	46.6%	67.9%	21.4%	50.6%	50.7%	47.9%	35.6%
DPTO34	100.0%	32.9%	62.4%	51.3%	74.3%	69.5%	57.7%	61.1%	78.7%	68.2%
DPTO35	90.9%	15.3%	52.8%	60.1%	68.9%	58.8%	61.4%	59.7%	69.7%	62.8%
DPTO36	9.8%	0.4%	8.4%	83.2%	69.5%	11.5%	75.4%	65.4%	76.1%	40.5%
DPTO37	15.0%	23.9%	0.3%	63.2%	69.7%	15.3%	62.6%	60.0%	77.1%	35.5%
DPTO38	7.5%	0.1%	9.4%	22.8%	58.0%	9.3%	31.7%	37.1%	53.7%	26.7%

Cuadro 14: Esquema de ponderaciones

VARIABLE	PONDCC1	PONDCC2	PONDCC3	PONDEA
PARCON	0.35648334	0.00639062	0.00098656	0.12292621
PARNOT	0.35367322	0.02712556	0.09941682	0.02681145
TESLEI	0.22240064	0.01665697	0.0387752	0.36267217
PREM	0.04777198	0.67023072	0.3766225	0.16860993
LIBRC	0.01967081	0.27959614	0.48419891	0.31898024

En lo que concierne a la conexión entre el modelo DEA y la correlación canónica se han tomado como referencia la propuesta de Friedman y Sinuany-Stern (1997), aunque en su caso consideran nulas las ponderaciones negativas³¹, mientras que en el presente trabajo se han elevado todas ellas al cuadrado, evitando que se compensen las positivas con las negativas.

Cuadro 15: Correlaciones entre los índices del modelo DEA y los de las estimaciones estocásticas

Correlaciones

		EFCC1	EFCC2	EFCC3	EFDEA	EFPONDDEA
EFCC1	Correlación de Pearson	1.000	.337*	.412*	.546**	.898**
	Sig. (bilateral)	.	.038	.010	.000	.000
	N	38	38	38	38	38
EFCC2	Correlación de Pearson	.337*	1.000	.918**	.409*	.600**
	Sig. (bilateral)	.038	.	.000	.011	.000
	N	38	38	38	38	38
EFCC3	Correlación de Pearson	.412*	.918**	1.000	.438**	.697**
	Sig. (bilateral)	.010	.000	.	.006	.000
	N	38	38	38	38	38
EFDEA	Correlación de Pearson	.546**	.409*	.438**	1.000	.590**
	Sig. (bilateral)	.000	.011	.006	.	.000
	N	38	38	38	38	38
EFPONDDEA	Correlación de Pearson	.898**	.600**	.697**	.590**	1.000
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.000	.
	N	38	38	38	38	38

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Como puede comprobarse en el cuadro de correlaciones, las ponderaciones derivadas de la aplicación del modelo DEA, y las resultantes del análisis de correlación canónica en su componente primera (que es la que explica una mayor proporción de las causas comunes a los grupos de variables de output e input), conducen a resultados muy similares. Igualmente, las estimaciones paramétricas y

³¹ Sengupta (1990) utiliza también el análisis de correlación canónica en relación con modelos de eficiencia, aunque en este caso para analizar la sensibilidad de los mismos.

no paramétricas experimentan su correlación más elevada cuando se utilizan las ponderaciones de la primera componente canónica. En cualquier caso, debe tenerse en cuenta que el esquema de evaluación de estos dos últimos análisis es diferente, puesto que en el DEA ponderan con mayor intensidad Tesis y Libros, mientras que las ponderaciones más altas asignadas por el análisis de correlación canónica en la primera componente corresponden a las variables referidas a Publicaciones periódicas, Intervención en congresos y Tesis. Esta última variable parece ser el vínculo entre ambos análisis.

Debe valorarse que el modelo envolvente asigna una ponderación diferente para cada unidad en la variable utilizada, mientras que esta aproximación estamos utilizando una ponderación fija en cada variable explicada para todas las unidades. Este hecho podría mejorarse mediante la construcción de una frontera para todo el conjunto de las estimaciones econométricas asignando ponderaciones sobre la base del valor medio de las eficiencias obtenidas para cada una de ellas y las causas comunes entre las mismas. Una aproximación adicional es la propuesta de Löthgren (1997) que propone un modelo, "the output stochastic ray frontier production model", que toma como base la estimaciones para cada output para construir una frontera única para todas ellas.

6. Principales conclusiones y reflexiones finales:

En este trabajo, hemos podido analizar las ventajas e inconvenientes de las diferentes técnicas para la obtención de fronteras de eficiencia. De forma global, la utilización de un panel de datos y de modelos dinámicos permite reconocer con facilidad los comportamientos atípicos, así como disminuir la posibilidad de obtener clasificaciones erróneas a partir de las estimaciones de eficiencia. Este puede ser un elemento a tener en cuenta cuando deseamos evaluar a un conjunto de instituciones sin tener que prescindir ninguna de ellas.

Hemos podido constatar la importante información que suministra el modelo de correlación canónica, que consideramos una buena herramienta para ayudar en el proceso de selección de variables y para estudiar las relaciones entre todas

variables de forma global. También podría servir para construir variables que resumiesen toda la información utilizada en los análisis.

En cuanto al modelo de análisis por ventanas, hemos utilizado la capacidad de esta técnica para analizar la evolución de los comportamientos en el tiempo y para clasificar las unidades de eficiencia, análisis que ha servido de base para la comparación con las estimaciones de frontera estocástica. Estas últimas, siguiendo el modelo de Batesse y Coelli (1992), han sido ponderadas para poder establecer la comparación con los índices del DEA. Mediante los diferentes esquemas de ponderaciones propuestos se observan resultados similares entre ambas aproximaciones. Este tipo de análisis puede servir de enlace entre ambas técnicas, con la ventaja de que a la importante información para la gestión que aportan los modelos no paramétricos se incorporan los resultados de otras modelizaciones con componentes estocásticos, los cuales no pueden ser explicados con ninguno de los factores de producción disponibles, y además permiten la obtención de valores de eficiencia diferenciando el efecto aleatorio de los efectos motivados por la ineficiencia.

Igualmente, cabe señalar que, al igual que hemos utilizado las ponderaciones del análisis de correlación canónica para construir índices ponderados de tipo estocástico, y dada la alta correlación con la componente canónica primera del análisis, podría extenderse este estudio restringiendo las ponderaciones del modelo DEA, de modo que se obtenga un esquema de ponderaciones similar. En caso de alcanzar resultados con una alta correlación podríamos establecer que los modelos son compatibles y por tanto estaría muy justificada su comparación.

Por último, existe un trabajo adicional que pretendemos realizar para conseguir funciones frontera analíticas, sobre la base de las propias estimaciones econométricas, que no precisen de un esquema ad hoc de ponderaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aigner, D.; Lovell, C. K. y Schmidt, P. J. (1977): Formulation and estimation of stochastic frontier production models. *Journal of Econometrics* nº 6, pp. 21-37.

Athanassopoulos y Shale (1997) Assessing the comparative efficiency of Higher Education Institutions in the UK by means of DEA. *Education Economics*, vol 5, nº 2, pp. 117-134

Banker, r. D.; Charnes, A.; Cooper W.W. y Maindiratta, A. (1987): A comparison of DEA and translog estimates of production frontiers using simulated observations from a know technology Drogamaci, A. y Fare (eds): *Applications of modern production theory: efficiency and productivity*, Norwell, M. A., Kluwer academic Publishers.

Batesse, G. E. y Coelli, T. J. (1992): Frontier Production Functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India. *Journal of Productivity Analysis*, nº 3, pp. 153-169.

Batesse, G. E. y Corra, G. S. (1977): Estimation of a production frontier model: with application to the pastoral zone of eastern Australia. *Australian Journal of Agricultural Economics*, vol. 21, nº 3, pp. 169-179.

Battese, G. E. y Coelli, T. J. (1995): A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data. *Empirical Economics* nº 20, pp. 325-332.

Baumol, W., Panzar, J. C. y Willig, R. D. (1982): *Contestable Markets and the Theory of Industry Structure*. Harcourt Brace Jovanovich, New York.

Beasley, J. E. (1995): Determining teaching and research efficiencies. *Journal of the Operational Research Society* nº 46, pp. 441-452.

Bjurek, H.; Hjalmarson, L. y Forsund, F. (1990): Deterministic parametric and non-parametric estimation of efficiency in service production: a comparison. *Journal of Econometrics*, 46. pp. 213-228.

Charnes, A., Cooper, D. B. y Rhodes, E. (1978): Measuring Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research* nº 1. pp. 429-444.

Charnes, A.; Clark, T.; Cooper, W.W. y Golany, B. (1985): A developmental study of data envelopment analysis in measuring the efficiency of maintenance units in the U.S. air forces en R. Thompson y R. M. Thrall (eds.): *Annals of Operational Research*, 2.

Cohn, E.; Rhine, S.L.W. y Santos, M.C. (1989): Institutions of higher education as multi-product firms: economies of scale and scope. *Review of Economics and Statistics* nº 71, pp. 284-290.

Cuenca, Alain (1994): Eficiencia Técnica en los servicios de protección contra incendios. *Revista de Economía Aplicada* nº 5 (vol II). pp. 87-109.

- De groot, H. McMahon, W.W. y Volkwein (1991): The cost structure of American research universities. *Review of Economics and Statistics* nº 73 (3) August, pp. 424-431.
- Diez-Ticio, A. y Mancebón, M. J. (1999): La evaluación de la eficiencia de los servicios policiales. Una aplicación al cuerpo nacional de policía. Ponencia presentada en el VI encuentro de Economía Pública.
- Dundar, H. y Lewis, D. R. (1995): Departmental productivity in American universities Economies of scale and scope. *Economics of Education Review* vol. 14 nº 2, pp. 119-144.
- Farrell, M.J. (1957): The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society* vol. 120 series A part III, pp. 253-281
- Friedman, L. y Sinuany-Stern, Z. (1997): Scaling units via the canonical correlation analysis in the DEA context. *European Journal of Operational Research* nº 100, pp. 629-637.
- García Valderrama, T. (1996): La medida y el control de la eficiencia en las instituciones universitarias. *Sindicatura de Comptes de Valencia*.
- Glass, J. C., McKillip, D. G. y Hyndman, N. (1995): Efficiency in the provision of university teaching and research: an empirical analysis of UK universities. *Journal of Applied Econometrics*, nº 10, pp. 1-72.
- González Veiga, C.; Lafuente Robledo, E. y Mato Díaz, J. (1999): El Análisis Envolvente de Datos y la eficiencia en la Universidad: modelos de evaluación de la docencia y la investigación. Ponencia las VI Jornadas de Economía Pública, Oviedo.
- Johnes, G. (1995): Multi-product cost functions and the funding of tuition in UK universities. Working Paper The Management School, Lancaster University.
- Johnes, G. (1997): Cost in UK Higher Education: a system-wide perspective. Working Paper del CERT (Centre for Economic Reform and Transformation).
- Johnes, G. y Johnes, J. (1993): Measuring the research performance of UK Economics Departments: an application of Data Envelopment Analysis. *Oxford Economic Papers* nº 45 (2) April, pp. 332-347.
- Jondrow, J.; Lovell, C. A. K.; Materov, S. y Schmidt, P. (1977): On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. *Journal of Econometrics* 19, pp. 233-238.
- Kumbhakar, S. C. (1990): Production frontiers, panel data, and time-varying technical inefficiency. *Journal of Econometrics*, 46, pp. 201-211
- Löthgren (1997): A multiple output stochastic ray frontier production model. Working Paper Series in Economics and Finance nº 158. Stockholm School of Economics.
- Lovell, C. A. K y Schmidt, P. (1987): A comparison of alternative approaches to measurement of productive efficiency en Drogamaci, A. y Fare (eds): *Applications of modern production theory of efficiency and productivity*, Norwell, M. A., Kluwer academic Publishers.

- Martínez Cabrera, M. (2000): La evaluación de la eficiencia técnica en las instituciones de educación superior: una aplicación del análisis envolvente de datos. Tesis Doctoral presentada en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad Complutense de Madrid.
- Meeusen, W. y Van Den Broeck, J. (1977): Efficiency estimation from Cobb-Douglas productions functions with composed error. *International Economic Review*, vol. 18, nº 2 june, pp. 435-444.
- Mar Molinero, C. (1996): On the joint determination of efficiencies in a data envelopment analysis context. *Journal of the Operational Research Society* nº 47. pp.1273-1279.
- Pina, V. y Torres, L. (1995): Evaluación del rendimiento de los Departamentos de contabilidad de las universidades españolas. *Hacienda Pública Española* 135. IEF, pp. 183-190
- Sarrico et al. (2000): Using DEA for planning in UK universities: an institutional perspective. *The Journal of the Operational Research Society* 51 (7), pp. 789-800.
- Sengupta, J. (1990): Test of efficiency in data envelopment analysis. *Computers & Operations Research*, Vol. 17 nº 2. pp. 123-132.
- Simar (1992): Estimating efficiencies from frontier models with panel data: A comparison of parametric, non-parametric and semi-parametric methods with bootstrapping. *Journal of Productivity Analysis* nº 3, pp. 167-203
- Sinuany-Stern, Z.; Mehrez, A. y Barboy, A. (1994): Academic departments efficiency via DEA. *Computers & Operations Research*, Vol. 21 nº 5, pp. 543-556.
- Thanassoulis, E. (1993): A comparison of regression analysis and data envelopment analysis as alternative methods for performance assessments. *Journal of the Operational Research Society* 44 (11) . pp. 1129-1144.
- Tulkens, H. (1993): On FDH efficiency analysis: some methodological issues and applications to retail banking, courts and urban transit. *The Journal of Productivity Analysis*, 4. pp. 183-210.
- Universitat Politècnica de Catalunya (1994-2000): Dades estadístiques i de gestió. Oficina Tècnica de Programació.