

MÉTODOS MULTIVARIANTES DE OBTENCIÓN DE *RANKINGS*. APLICACIÓN AL CASO DE LAS UNIVERSIDADES PÚBLICAS ESPAÑOLAS

GÓMEZ-GALLEGO, Juan Cándido*

PÉREZ CÁRCELES, María Concepción

GÓMEZ-GARCÍA, Juan

Resumen. En los últimos años existe un creciente interés por la elaboración de *rankings* de calidad de las universidades. Además, la creación del Espacio Europeo de Educación Superior ha incrementado la relevancia de la evaluación de la calidad científica. Sin embargo, la falta de transparencia sobre los procedimientos de obtención supone que muchas de estas clasificaciones sean difíciles de interpretar y, por ello, se hace necesario utilizar métodos que garanticen la fiabilidad, validez y utilidad de las ordenaciones establecidas. En concreto, que sean objetivos en la selección de los criterios, en la asignación de pesos a los indicadores y establezcan de forma precisa la unidimensionalidad ó multidimensionalidad de los *rankings*. El objetivo del trabajo es proponer métodos de obtención de *rankings* que posean las deseables propiedades. Se presentan dos métodos. El primero, basado en los modelos DEA y el segundo se construye sobre indicadores ratio. Los procedimientos producen *rankings* que no dependen de la especificación del modelo aplicado, establecen criterios objetivos de ponderación en la definición de los indicadores globales y obtienen ordenaciones según determinadas orientaciones productivas. Los métodos se aplican a una muestra de 47 universidades públicas españolas, con datos referidos al año 2008. Se obtienen ordenaciones totales según la productividad docente, la productividad investigadora y productividad global. Los resultados son consistentes entre sí y respecto de otros reportados en la literatura.

Palabras clave: Universidades, Ranking, Análisis envolvente de datos, Análisis de componentes principales

Abstract. The objective of this paper is to propose methods of obtaining rankings possessing the desirable properties. We present two methods. The first, based on DEA models and the second built on ratio indicators. The procedures produce rankings that do not depend on the specification of the model applied, weighting down objective criteria in the definition of global indicators and ordination. The methods are applied to a sample of 47 Spanish public universities, with data referring to 2008. Total orderings are obtained as teacher productivity, research productivity and overall productivity. The results are consistent with each other and with respect to others reported in the literature.

JEL Code: I20

Keywords: Universities, Ranking, DEA, Data Envelopment Analysis, Principal Components

1. Introducción

La Universidad es una institución que ha resultado ser esencial para el progreso y modernización de la sociedad. Tanto por su función docente, que posibilita la difusión del conocimiento más avanzado a través de la formación de los estudiantes, como por su función investigadora, que se centra en la generación del conocimiento que está en la base

* Juan Cándido Gómez-Gallego: Universidad de Murcia. María Concepción Pérez Cárceles: Universidad Católica San Antonio. Juan Gómez-García: Universidad de Murcia.

de la resolución de los problemas específicos de las empresas e instituciones (Buesa et al. 2009). El sector de la educación superior ha experimentado en las últimas décadas una demanda creciente, a la vez que una internacionalización progresiva. Esto significa mayor posibilidad de escoger entre una universidad u otra y mayor competitividad entre instituciones. Los *rankings* de universidades surgen para valorar la calidad de las mismas a la vez que posibilitar la toma de decisiones de los potenciales estudiantes.

El incremento de la calidad en las universidades abarca distintas dimensiones: eficacia, excelencia y eficiencia. Lemaitre (2003) expuso tres perspectivas de la definición de calidad:

- Calidad como nivel de ajuste a los propósitos declarados.
- Calidad como nivel de excelencia; es decir, como formación de estudiantes sobresalientes, en contacto con académicos destacados, en un ambiente educativo de primer nivel.
- Calidad como respuesta a los requerimientos del medio.

El hecho de dar tres dimensiones para su definición radica en que pensar solo en la calidad en función del ajuste a unos objetivos establecidos, puede ser, en sí mismo, insuficiente e inalcanzable. Pensar en la calidad como sinónimo de la excelencia implica una serie de condiciones que la realidad limita en función de los contextos sociales, culturales, políticos y económicos. Y por último, pensar en la calidad de acuerdo con los requerimientos del medio supone un bajo nivel de generalización de los estándares de calidad, pues los contextos determinarían lo que se considera indicador de calidad.

Según Palomares et al. (2008), el reto es encontrar un balance adecuado entre los roles y responsabilidades que se les han encomendado, siendo necesario evaluar sus recursos, procesos y resultados para: mejorar su eficiencia (Bonaccorsi y Daraio, 2007); agilizar y clarificar la rendición de cuentas (Lepori et al., 2007); avanzar en el conocimiento que se tiene de la rentabilidad económica y social de la inversión en educación (Hernández Armenteros, 2003); realizar comparativas en horizontal –distintas universidades en los mismos ámbitos- y/o en vertical –diferentes servicios en una misma universidad- (Tricio et al., 1999) y posibilitar el análisis de su impacto en la sociedad (El-Khawas et al., 1998; Pla y Villarreal, 2001; Martínez, 2003; Giménez y Martínez, 2006).

Tres han sido básicamente las metodologías aplicadas para la evaluación de la actuación de las universidades: los sistemas basados en prestigio, el uso de indicadores y los modelos frontera (Giménez y Martínez, 2001). Los sistemas basados en el prestigio de la institución consisten en *rankings* orientados a servir de utilidad en el proceso decisorio de un estudiante potencial acerca de dónde cursar los estudios universitarios. Si bien, reflejan con facilidad las distintas necesidades que plantea la sociedad tienen como inconvenientes la multitud y subjetividad de los *rankings* existentes. Bowden (2000), afirma que los *rankings* que se han realizado hasta la fecha no proporcionan una guía demasiado útil a los futuros estudiantes para buscar la mejor universidad, ya que no se ajustan a sus necesidades individuales. Durante los últimos veinte años los *rankings* realmente servían como guía a los estudiantes dado que la mayoría presentaban un patrón de comportamiento muy similar identificado en Sarrico et al. (1997). Desde la perspectiva del estudiante potencial, lo deseable es que se proceda a realizar los *rankings* teniendo en cuenta determinados requisitos o necesidades de cada cliente. En este sentido Sarrico et al. (1997) concluye que: “la aproximación DEA, con su mayor flexibilidad, permite producir *rankings* más consistentes con los requerimientos de diferentes tipos de los estudiantes potenciales”.

Los indicadores son “aquellas medidas objetivas, usualmente cuantitativas, de los logros de una institución o de todo un sistema de educación superior” (Ball y Halwachi, 1987). Así, los indicadores miden ciertos aspectos de los *inputs* de las universidades, de su funcionamiento y de sus resultados (Kells, 1991). Sus aplicaciones han sido muy numerosas, por ejemplo, en el Plan Nacional para la Evaluación de la Calidad de las Universidades en España. La ventaja más clara de los indicadores, una vez alcanzado un consenso en su definición, es su objetividad y su fácil interpretación individualizada. Buela-Casal et al. (2010) mantienen que son necesarias clasificaciones unidimensionales que ofrezcan información de cada uno de los criterios. La principal dificultad se presenta al intentar obtener una visión global de la actuación o rendimiento de las unidades evaluadas. Una debilidad frecuente consiste en la ausencia de una adecuada selección de los criterios y de los valores de los pesos de los criterios. En esta metodología basada en indicadores, un elemento de vital importancia a la hora de elaborar ranking es la determinación del conjunto de indicadores a utilizar, puesto que de ello dependerá el resultado final en la ordenación establecida, que condiciona en parte la elección final del individuo. Los indicadores suelen agruparse en tres grupos, medidas de recursos, medidas de proceso y medidas de resultados. Usher y Savino (2006) presentan una clasificación alternativa que establece seis bloques de indicadores: aquellos relacionados con las características iniciales del alumnado, *inputs* del aprendizaje-recursos, *inputs* del aprendizaje-personal, resultados del aprendizaje y resultados finales e investigación. Este enfoque metodológico si bien tiene una interpretación clara, la utilización y el uso de indicadores así como el peso atribuido a cada uno de ellos tienen un fuerte componente subjetivo que no tiene una base teórica contrastada.

Los modelos frontera permiten superar algunas deficiencias de ambas metodologías: la subjetividad, porque se basan en fundamentos de importante rigor económico, y la falta de visión integradora, al proporcionar medidas globales de eficiencia. La metodología DEA, Análisis Envolvente de Datos, presenta la ventaja de la fijación de estrategias en la mejora de la gestión de las unidades ineficientes. Además, permite una gran flexibilidad en la modelización de la tecnología subyacente, de hecho, posibilita calcular la eficiencia sin realizar supuestos sobre la relación funcional entre *inputs* y *outputs*. Una ventaja especialmente importante en el estudio de instituciones que proveen servicios de educación universitaria es su capacidad de calcular una única medida de eficiencia en procesos donde intervienen una multiplicidad de *inputs* y de productos. Concretamente, las instituciones universitarias se consideran unidades multiproducto, ya que realizan actividades de docencia, investigación y extensión (Johnes, 2005; Melle, 2003). Es una metodología apropiada para calcular la eficiencia en sectores caracterizados por la ausencia de precios, como el sector público, ya que fija de forma objetiva los valores óptimos para cada unidad evaluada al maximizar su eficiencia productiva relativa. Entre las debilidades del DEA como metodología para la realización de *rankings*, se cita el alto nivel promedio de eficiencia relativa de las unidades consideradas. Esto puede deberse a que la metodología calcula medidas de eficiencia relativa y, por lo tanto, la frontera de producción calculada puede no ser la verdadera frontera que podría lograrse si las unidades fueran realmente eficientes en el uso de los recursos (Johnes, 2005). De este modo, las puntuaciones de eficiencia podrían estar sobreestimadas, aunque las comparaciones entre unidades de producción seguirían siendo válidas. Otra causa es la existencia de una importante heterogeneidad entre las unidades consideradas, lo cual hace que algunas se ubiquen en segmentos donde no compitan con

otras. Por último, la aparición de numerosas unidades eficientes puede deberse a la cantidad de *inputs* y *outputs* considerados, dado que, por las características propias del modelo, cuanto mayor sea el número de variables, mayor será la cantidad de unidades eficientes (Martín Vallespín, 2006). Otra desventaja significativa del método es su sensibilidad a la especificación del modelo aplicado ya que no existe un método óptimo para la selección de variables.

En el contexto internacional existen varios *rankings* sobre la calidad de las universidades. Unos generales y otros específicos. Buela-Casal et al. (2007); Pagani et al. (2006) han descrito algunos de los más importantes, que se centran de manera prioritaria en los resultados de la investigación. En el caso de las universidades españolas, existen algunos *rankings* que están orientados a la calidad docente y/o a la productividad investigadora (Buesa et al., 2009 y Buela-Casal et al., 2009, 2010).

El objetivo del trabajo es establecer *rankings* de las universidades públicas españolas, en productividad docente, en productividad investigadora y productividad global. Para ello, en este trabajo, proponemos dos métodos para el establecimiento de *rankings*. El primero, basado en los modelos DEA, evita los inconvenientes señalados para esta metodología. Los resultados no dependen de la especificación del modelo aplicado, la eficiencia se obtiene para determinadas orientaciones productivas concretas y las puntuaciones obtenidas permiten establecer un ranking completo de las unidades. El segundo método, basado en indicadores ratio, permite establecer ordenaciones globales y según orientaciones productivas y establece criterios objetivos de ponderación en la definición del indicador global a partir de las ratios unidimensionales. El trabajo está organizado de la forma siguiente: En la sección 2 se presenta el desarrollo metodológico de los procedimientos propuestos. En la sección 3 se muestran los resultados obtenidos al aplicar cada uno de los métodos. En la sección 4 se exponen las conclusiones.

2. Metodología

2.1. Método DEA-Profit

La metodología DEA surge a partir de una investigación referente a la educación en varios centros públicos estadounidenses desarrollada en 1978 por Charnes, Cooper y Rhodes. Es una técnica no paramétrica que permite la construcción de una superficie envolvente, frontera eficiente o función de producción empírica, a partir de los datos disponibles del conjunto de unidades de las mejores prácticas. El método que proponemos parte de los resultados generados al aplicar modelos DEA sobre una muestra de unidades evaluables. Por ello, se plantea el modelo básico DEA sobre el que se construye el procedimiento. Supongamos una muestra de n DMUs¹ tales que cada DMU_j ($j = 1, 2, \dots, n$) produce s *outputs* y_{rj} ($r = 1, 2, \dots, s$), utilizando m *inputs* x_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m$). La eficiencia técnica de cada una de las unidades se define como el cociente entre la suma ponderada de los *outputs* y la suma ponderada de los *inputs*.

El modelo CCR *output* orientado en su formulación multiplicativa viene dado por las siguientes ecuaciones:

$$\text{Min } h_0(u, v) = \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} + v$$

¹Decision Making Unit

$$\text{s.a.} \quad \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} = 1$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ij} - \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} = 0$$

$$v_i, u_r \geq 0; \quad j = 1, \dots, n; \quad r = 1, \dots, s; \quad i = 1, \dots, m; \quad v \text{ libre}$$

El programa lineal selecciona las ponderaciones que minimizan el *input* virtual de la unidad evaluada ($v_i x_{i0}$), condicionadas a que su *output* virtual ($u_r y_{r0}$) sea igual a la unidad, así como a que la aplicación de dichas ponderaciones al resto de unidades de decisión evaluadas no permita que su *input* virtual exceda del *output* virtual. La unidad será eficiente si su *input* virtual es la unidad. En la práctica, el cálculo de los índices de eficiencia resulta más sencillo si se utiliza la forma dual del modelo anterior, a través de la cual se construye una aproximación lineal por tramos a la verdadera frontera de producción². La formulación dual es la siguiente:

$$\begin{aligned} & \text{[Max]} \quad \theta \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \lambda_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, n \end{aligned}$$

En este caso, si $\theta = 1$, la unidad evaluada se considera eficiente, pues no existe otra que produzca más o que consiga el mismo nivel de producción con menores recursos que ella.

El modelo anterior asigna a todas las unidades eficientes el mismo valor, por tanto no es útil a la hora de establecer un ranking. Además, los resultados del modelo dependen de su especificación. El procedimiento que proponemos evita ambas debilidades de la técnica. El método consiste en resolver tantos modelos DEA como posibles especificaciones haya por combinación de los *inputs* y *outputs* seleccionados. La aplicación del Análisis de Componentes Principales (ACP) a la matriz de eficiencias de todos los modelos resueltos permite reducir la dimensión en un número menor de factores con suficiente capacidad explicativa de la varianza total. Tales factores tienen una interpretación que se realiza en base al tamaño y signo de las cargas factoriales. Las correlaciones entre las componentes principales y las variables originales (modelos con diferentes especificaciones) permiten definir, formular e interpretar las componentes principales extraídas. Cada unidad evaluada tiene una puntuación en cada uno de los factores. En consecuencia, es posible establecer una ordenación total en el conjunto de DMUs, tomando como criterio las valoraciones en cada una de las componentes

² Esta preferencia por el modelo dual se explica por el importante esfuerzo computacional que requiere la resolución del modelo de programación lineal (Cooper, Seiford y Tone, 2000).

extraídas. Lo anterior permite construir *rankings* globales unidimensionales bajo diferentes orientaciones productivas.

2.2. Método Ratios-ACP

Este método de ordenación de unidades, basado en Zhu (1998) y Premachandra (2001), aplica el Análisis de Componentes Principales, ACP, a una matriz de datos que se obtiene definiendo para cada una de las DMUs el cociente entre cada *output* y cada *input*. De esta forma, para cada DMU_j, se define el cociente entre el *output* $r(y_{rj})$ y el *input* $i(x_{ij})$:

$$d_{ir}^j = \frac{y_{rj}}{x_{ij}}; \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad r = 1, 2, \dots, s; \quad j = 1, 2, \dots, n$$

Para cada unidad evaluada, se define un vector cuyas componentes son los valores ordenados de la ratio d_{ir}^j , de forma que $d_k^j = d_{ir}^j$ donde $k = 1$ se corresponde a $i = 1, \quad r = 1$, $k = 2$ se corresponderá con $i = 1, \quad r = 2$ y así sucesivamente, con $k = 1, 2, \dots, p$; $p = m \times s$. A partir de los s vectores se construye una matriz D donde cada fila representa las p ratios para cada DMU y cada columna representa los valores de una ratio concreta para cada una de las n unidades.

La aplicación del ACP permite obtener nuevas variables, las componentes principales, que son combinaciones lineales de los p vectores columna de la matriz D . El poder explicativo de las componentes principales está cuantificado por los correspondientes valores propios de la matriz D .

A partir de la matriz de datos D , se selecciona un número de componentes principales cuya varianza total explicada sea superior al 80%. A continuación, se calcula el indicador como combinación lineal de las CP seleccionadas, siendo la ponderación de cada componente principal el porcentaje de varianza explicada por la misma. Para determinar el signo de las ponderaciones, se aplica el siguiente criterio (Zhu, 1998):

$$G = \sum_{k=1}^m w_k CP_k$$

si todos los elementos de la CP son negativos, la ponderación será negativa.

si son todos positivos, la ponderación será positiva.

si más de la mitad son negativos entonces la ponderación será negativa; en cualquier otro caso, positiva.

La ordenación de las unidades se establece a partir de las puntuaciones en el indicador G . Premachandra (2001), considera necesario tener en cuenta una aproximación de la productividad agregada para cada DMU y propone las siguientes modificaciones: Considerar una nueva matriz D' que resulta de la matriz D ampliada por una nueva columna que se obtiene como suma de los elementos en las primeras columnas de la matriz D , es decir,

$$d'_{i,p+1} = \sum_{j=1}^p d_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Definir una nueva matriz $D'' = (d''_{ij})$ que resulta de reescalar cada columna de la matriz D' respecto del mínimo de la columna. De esta forma, la matriz D'' permite comparar cada unidad, en cada ratio, respecto de la peor unidad en esa ratio.

2.3. Datos y variables

La muestra de unidades evaluadas se compone de 47 universidades públicas españolas. Los datos proceden del informe de Hernández Armenteros et al. (2010): “La Universidad española en cifras”. Las universidades, de acuerdo con Gómez y Pastor (2011), se pueden agrupar en cuatro clusters, según su orientación productiva: ciencias de la salud, universidades grandes y consolidadas, universidades de reciente creación y universidades politécnicas. Según Martín Rivero (2007), la principal dificultad para la modelización de la actividad de las instituciones universitarias es la multidimensionalidad del producto educativo, así como su contextualización y posterior medición, lo que hace que sea de crucial importancia el proceso de selección de los *inputs* y *outputs* que caracterizan las actividades universitarias. Estas actividades se concretan en *outputs* de docencia y de investigación, lo que se traduce, en la práctica, en formación de alumnos y publicación de la investigación realizada. Una elección adecuada de las variables de referencia en una evaluación exige un minucioso análisis del campo de investigación objeto de estudio. La revisión de los trabajos empíricos previos sobre la evaluación de la eficiencia de las universidades puede, sin duda, ayudar a avanzar en este conocimiento. Otra consideración importante a tener en cuenta es la relación que la función de producción establece entre las variables: un conjunto de *inputs* o factores productivos y los *outputs* que derivan de ellos. En lo que se refiere a la docencia, este trabajo selecciona el *número de alumnos matriculados* como *input* y el *número de alumnos graduados* como *output*, siguiendo la propuesta de Piffano (2005) según la cual las universidades realizan un proceso de producción que implica la prestación del servicio educativo utilizando distintos insumos y que tiene como resultado la transformación de un recurso humano inicial, el alumno, en otro final, el alumno instruido, es decir, el egresado. Como indicadores de la actividad de investigación, se incluyen el *número de profesores* como *input* para producir los *outputs* *número de publicaciones* y *número de publicaciones JCR*. Gómez Sancho y Mancebón (2005) realizan un exhaustivo estudio de la idoneidad de los distintos indicadores y una de sus conclusiones, en base a la evidencia empírica previa, es que la variable profesorado equivalente a tiempo completo es la más adecuada para aproximar el factor trabajo. En lo que se refiere a los *outputs*, entre los más utilizados para docencia se encuentran los que se refieren al uso del servicio (número de créditos impartidos, número de alumnos matriculados), los más relacionados con los resultados obtenidos (número de créditos aprobados, número de alumnos graduados) y los que tratan de incorporar aspectos cualitativos (empleo de encuestas sobre docentes); mientras que para investigación cita los fondos de investigación, los resultados de la investigación de cada universidad (artículos, libros, tesis, ponencias, patentes, ...) o acudir a indicadores de calidad científica. Esta última es la que goza de un mayor respaldo en la actualidad, concretamente, las publicaciones con factor de impacto. Sin embargo, según los autores, hay que ser conscientes de que su empleo implica reconocer como investigación tan sólo una parte de la producción científica de las universidades (la vertida a las revistas), quedándose fuera otros formatos, importantes en determinados campos del saber, como son las patentes o los libros. Según Buesa et al. (2009), se observa que la categoría que es tomada en consideración con mayor frecuencia en la construcción de *rankings* internacionales es la investigación y la producción científica. Además, dentro de esta categoría, para comparar la calidad de las universidades, el indicador más utilizado es el número de artículos publicados en revistas incluidas en las bases de datos del ISI.

3. Resultados

3.1. Método DEA-Profit

De acuerdo con lo expresado en la sección de metodología, se han resuelto 21 modelos DEA-CCR orientación *output* que corresponden a las 21 especificaciones posibles a partir de los dos *inputs* (*número de matriculados*, A, y *número de profesores*, B) y de los tres *outputs* (*número de egresados*, 1, *número de publicaciones JCR*, 2, y *número total de publicaciones*, 3). El modelo se representa por los símbolos que identifican los *inputs* y *outputs* utilizados. Esta múltiple estimación de eficiencias bajo las distintas variantes del mix de I-O tiene dos ventajas fundamentales. En primer lugar, el hecho de calcular distintas puntuaciones de eficiencia puede resaltar cómo éstas dependen de la particular especificación utilizada. En segundo lugar, una ordenación global de las DMUs puede derivarse de la aplicación de un análisis multivariante de las eficiencias obtenidas bajo las distintas combinaciones, ver tabla 1, tal y como se muestra en el trabajo de Serrano-Cinca y Mar Molinero (2004). En un primer análisis de la tabla 1 se aprecia que para todas las combinaciones de *input* y *output*, en al menos una ocasión se obtiene una puntuación eficiente por parte de las universidades, destacando los modelos A13, A123 y B123 con 4 observaciones eficientes, los modelos AB12 y AB13 con 5 unidades y el modelo completo AB123 con 6. Si centramos la atención en las 47 observaciones, es de destacar que tan solo el 13% obtiene una puntuación eficiente en alguno de los modelos. Así, la universidad Autónoma de Madrid aparece como 100% eficiente en 16 de los 21 modelos, siendo la característica más sobresaliente que la puntuación más baja, alrededor del 70%, la obtiene con la inclusión exclusiva del *output* número de egresados, es decir, en los modelos A1, B1 y AB1. La siguiente unidad con mayor número de resultados eficientes al 100% es la universidad Carlos III, cuyo comportamiento muestra que los resultados menores son obtenidos bajo las combinaciones posibles de modelos con el *input* número de profesores en exclusiva y los modelos con solo el *input* número de matriculados, con puntuaciones ligeramente superiores. Las universidades Pompeu Fabra y Rovira i Virgili también obtienen puntuaciones eficientes bajo 8 modelos. En el primer caso el factor común que presentan es la aparición del *input* número de profesores y el *output* número de egresados, penalizando la puntuación final de eficiencia la aparición en la especificación del *input* número de matriculados en solitario. En el caso de la universidad Rovira i Virgili, sin embargo, las puntuaciones eficientes al 100% se obtienen con la contribución del *output* número de egresados en 10 de sus 12 variantes, mientras que la combinación de los *outputs* número de publicaciones JCR y número total de publicaciones presentan los peores resultados, con un promedio del 75%. Teniendo en cuenta la interpretación en cuanto a la orientación productiva de los *output*, los resultados son consistentes con Buéla-Casal et al. (2009, 2010), ya que las universidades Pompeu Fabra, Rovira i Virgili y Carlos III y Autónoma de Madrid se encuentran entre las 10 primeras en el ranking global de productividad en investigación de las universidades públicas españolas.

Tabla 1. Eficiencias bajo las 21 especificaciones DEA

Universidad	A1	A2	A3	A12	A13	A23	A123	B1	B2	B3
UAL	77,0	74,6	39,6	85,4	77,0	74,6	85,4	86,1	80,3	43,8
UCA	76,2	24,9	27,8	76,2	76,2	27,8	76,2	75,8	23,9	27,4
UCO	89,9	70,8	63,9	89,9	91,0	70,8	92,7	88,4	67,0	62,3
UGR	78,6	62,6	43,8	78,6	78,6	62,6	78,6	93,1	71,4	51,4
UHU	87,2	14,4	28,1	87,2	87,2	28,1	87,2	81,2	13,0	25,9
UJA	85,2	65,7	36,6	85,2	85,2	65,7	85,2	100	74,2	42,6

UMA	69,8	58,9	35,4	71,4	69,8	58,9	71,4	77,2	62,7	38,8
UPO	59,1	13,7	27,3	59,1	59,1	27,3	59,1	55,6	12,4	25,4
USE	64,2	28,9	35,4	64,2	64,2	35,4	64,2	68,1	29,6	37,3
UZA	67,6	54,0	62,9	67,6	74,5	62,9	74,9	49,0	37,7	45,2
UOV	70,5	39,4	61,2	70,5	75,4	61,2	75,4	64,2	34,5	55,3
UIB	72,5	45,3	60,4	72,5	76,2	60,4	76,2	70,1	42,2	57,9
ULL	63,7	22,2	43,0	63,7	64,3	43,0	64,3	61,4	20,6	41,1
ULPGC	38,6	14,5	27,2	38,6	39,0	27,2	39,0	41,3	15,0	28,8
UCN	79,0	72,2	98,8	84,7	100	98,8	100	59,0	52,0	73,2
UCLM	81,6	25,5	44,1	81,6	81,6	44,1	81,6	78,5	23,7	42,1
UBU	81,0	16,3	27,1	81,0	81,0	27,1	81,0	69,6	13,5	23,1
ULE	77,7	23,5	33,1	77,7	77,7	33,1	77,7	84,5	24,6	35,7
USAL	83,7	63,6	50,1	83,7	83,9	63,6	83,9	70,2	51,5	41,7
UVA	81,7	16,4	43,7	81,7	81,7	43,7	81,7	58,0	11,2	30,7
UAB	60,2	21,4	94,1	60,2	94,1	94,1	94,1	57,8	19,8	89,5
UBA	67,6	56,7	79,0	68,8	82,7	79,0	82,7	68,2	55,1	79,0
UDG	72,9	38,6	51,7	72,9	73,9	51,7	73,9	56,7	28,9	39,8
UDL	75,6	80,7	57,5	89,1	76,9	80,7	89,1	60,9	62,6	45,8
UPC	56,0	47,8	64,9	57,6	68,3	64,9	68,3	57,6	47,4	66,3
UPF	67,6	92,3	56,0	93,8	70,9	92,3	93,8	76,0	100	62,4
URV	98,3	68,3	75,3	98,3	100	75,3	100	97,0	65,0	73,6
UA	81,6	20,1	45,8	81,6	81,6	45,8	81,6	76,0	18,0	42,3
UJCS	88,2	33,3	54,6	88,2	88,6	54,6	88,6	73,4	26,7	45,0
UMH	62,1	49,4	59,1	62,1	69,1	59,1	69,3	57,4	44,0	54,1
UPVA	69,0	47,6	60,8	69,0	74,3	60,8	74,3	64,4	42,8	56,3
UVEG	71,4	53,3	67,8	71,4	79,4	67,8	79,4	80,3	57,7	75,6
UEX	83,9	16,1	37,3	83,9	83,9	37,3	83,9	82,0	15,2	36,1
ULC	68,2	18,3	29,2	68,2	68,2	29,2	68,2	79,3	20,5	33,7
USC	76,1	62,5	77,2	76,6	87,1	77,2	87,3	74,5	59,0	74,9
UVI	75,9	41,7	58,4	75,9	77,4	58,4	77,4	80,5	42,6	61,4
UAH	71,5	41,2	43,5	71,5	71,8	43,5	71,8	68,5	38,0	41,3
UAM	69,5	100	100	100	100	100	100	70,1	97,2	100
UCAR	100	81,2	56,8	100	100	81,2	100	71,7	56,1	40,4
UCM	61,6	38,2	47,9	61,6	63,0	47,9	63,0	62,0	37,1	47,8
UPM	57,8	24,9	44,7	57,8	59,0	44,7	59,0	52,7	21,9	40,4
URJC	57,9	15,8	25,0	57,9	57,9	25,0	57,9	66,5	17,5	28,5
UMU	85,3	69,7	46,7	85,6	85,3	69,7	85,6	81,1	63,8	44,0
UPCT	61,6	51,1	57,0	62,3	67,7	57,0	68,3	55,7	44,5	51,2
UPN	97,9	57,2	60,7	97,9	98,4	60,7	98,4	66,8	37,6	41,1
UPV	86,2	49,3	40,1	86,2	86,2	49,3	86,2	59,4	32,7	27,3
URI	76,4	4,0	30,5	76,4	76,4	30,5	76,4	80,1	4,1	31,7

Universidad	B12	B13	B23	B123	AB1	AB2	AB3	AB12	AB13	AB23	AB123
UAL	95,1	86,7	80,3	95,1	86,8	80,4	43,8	96,3	86,8	80,4	96,3
UCA	75,8	75,8	27,4	75,8	78,0	24,9	27,8	78,0	78,0	27,8	78,0
UCO	89,2	90,7	68,5	93,3	91,4	70,8	63,9	96,0	91,4	70,8	96,0
UGR	94,4	94,2	71,9	96,1	93,1	71,4	51,4	94,4	94,2	71,9	96,1
UHU	81,2	81,2	25,9	81,2	88,5	14,4	28,1	88,5	88,5	28,1	88,5
UJA	100	100	74,2	100	100	74,2	42,6	100	100	74,2	100,0
UMA	80,2	77,8	62,7	80,5	78,1	63,0	38,8	81,9	78,1	63,0	81,9
UPO	55,6	55,8	25,4	55,8	60,0	13,7	27,3	60,0	60,0	27,3	60,0
USE	68,1	68,9	37,3	68,9	69,4	30,0	37,3	69,4	69,4	37,3	69,4
UZA	49,7	55,3	45,2	55,3	67,7	54,0	62,9	67,7	74,5	62,9	74,9
UOV	64,2	70,0	55,3	70,0	71,5	39,4	61,2	71,5	75,4	61,2	75,4
UIB	70,1	75,0	57,9	75,0	73,7	45,3	60,4	73,7	76,6	60,4	76,6
ULL	61,4	62,8	41,1	62,8	64,8	22,2	43,0	64,8	64,8	43,0	64,8
ULPGC	41,3	42,3	28,8	42,3	42,0	15,2	28,8	42,0	42,3	28,8	42,3
UCN	63,5	77,7	73,2	77,7	79,2	72,2	98,8	84,7	100	98,8	100
UCLM	78,5	79,3	42,1	79,3	82,9	25,5	44,1	82,9	82,9	44,1	82,9
UBU	69,6	69,6	23,1	69,6	81,8	16,3	27,1	81,8	81,8	27,1	81,8
ULE	84,5	84,5	35,7	84,5	85,7	24,8	35,7	85,7	85,7	35,7	85,7
USAL	70,2	71,3	52,1	72,1	84,5	63,6	50,1	84,9	84,5	63,6	84,9
UVA	58,0	58,6	30,7	58,6	81,7	16,4	43,7	81,7	81,7	43,7	81,7
UAB	57,8	89,5	89,5	89,5	61,2	21,4	94,1	61,2	94,1	94,1	94,1
UBA	70,7	86,4	79,0	86,4	70,0	56,7	79,0	74,9	86,4	79,0	86,4
UDG	56,7	58,1	39,8	58,1	73,3	38,6	51,7	73,3	73,9	51,7	73,9
UDL	70,4	62,7	63,0	71,5	76,1	80,7	57,5	89,1	76,9	80,7	89,1
UPC	60,2	72,8	66,3	72,8	59,0	48,5	66,3	63,2	72,8	66,3	72,8
UPF	100	81,1	100	100	76,6	100	62,4	100	81,1	100	100
URV	97,0	100	73,6	100	100	68,3	75,3	100	100	75,3	100
UA	76,0	76,9	42,3	76,9	82,8	20,1	45,8	82,8	82,8	45,8	82,8
UJCS	73,4	74,7	45,0	74,7	89,0	33,3	54,6	89,0	89,0	54,6	89,0
UMH	58,2	65,4	54,1	65,4	63,0	49,4	59,1	65,7	69,7	59,1	69,7
UPVA	64,4	70,8	56,3	70,8	70,0	47,6	60,8	70,0	74,6	60,8	74,6
UVEG	80,3	91,4	75,6	91,4	80,9	57,7	75,6	80,9	91,4	75,6	91,4
UEX	82,0	82,1	36,1	82,1	85,3	16,1	37,3	85,3	85,3	37,3	85,3
ULC	79,3	79,3	33,7	79,3	79,4	20,5	33,7	79,4	79,4	33,7	79,4
USC	76,5	87,7	74,9	87,7	77,4	62,5	77,2	82,6	89,1	77,2	89,1
UVI	80,5	83,2	61,4	83,2	82,0	43,3	61,4	82,0	83,2	61,4	83,2
UAH	68,5	69,7	41,3	69,7	72,7	41,2	43,5	72,7	72,7	43,5	72,7
UAM	97,2	100	100	100	72,0	100	100	100	100	100	100
UCAR	73,3	72,6	56,5	74,5	100	81,2	56,8	100	100	81,2	100
UCM	62,0	64,4	47,8	64,4	63,8	38,2	47,9	63,8	64,4	47,9	64,4
UPM	52,7	54,6	40,4	54,6	58,6	24,9	44,7	58,6	59,0	44,7	59,0
URJC	66,5	66,5	28,5	66,5	66,8	17,5	28,5	66,8	66,8	28,5	66,8
UMU	83,1	81,9	64,1	84,1	86,6	69,7	46,7	91,8	86,6	69,7	91,8
UPCT	57,5	62,7	51,2	62,7	62,4	51,1	57,0	65,9	68,0	57,0	68,3
UPN	66,8	68,0	41,1	68,0	97,9	57,2	60,7	97,9	98,4	60,7	98,4
UPV	59,4	59,5	33,2	59,5	86,2	49,3	40,1	86,2	86,2	49,3	86,2
URI	80,1	80,1	31,7	80,1	81,8	4,2	31,7	81,8	81,8	31,7	81,8

Si excluimos las observaciones con alguna puntuación eficiente bajo uno o más modelos, obtenemos que la media de eficiencia alcanza un 62,33%, pudiendo diferenciar 3 universidades, Almería, Granada y Santiago de Compostela, con similar puntuación, un 77,5% de eficiencia, y otro grupo de entidades con puntuación inferior al 50% (promedio de 42%), donde se encuentran la universidad de Sevilla, Rey Juan Carlos, Politécnica de Madrid y Las Palmas.

La matriz de resultados (ver tabla 1) puede ser tratada como un conjunto de datos multivariantes: las especificaciones de los modelos son las variables y las DMUs las observaciones. Se tienen así 21 variables y 47 observaciones. Existen correlaciones claras entre las distintas variables, y por tanto la reducción es posible. Escogemos el análisis factorial de entre varias técnicas multivariantes (KMO 0,81). Antes del estudio del análisis factorial, se desarrolla un análisis de componentes principales, de cara a estudiar el número de factores a estimar (Dunteman, 1989). Los autovalores son relevantes para el ACP si son mayores que 0,8 como recomienda Jolliffe (1972). La primera componente está asociada a un autovalor de 9,04 y explica el 43,05% de la variabilidad total, mientras que la segunda componente está asociada a un autovalor de 8,20 y tiene un poder explicativo del 39,06%. En suma, ambas componentes explican el 82,12% de la varianza total. Los factores no han sido rotados. Como es práctica común en el análisis factorial, la interpretación se produce tras estudiar las correlaciones entre los factores y las variables. Estos se presentan en la tabla 2.

Las correlaciones entre las especificaciones y el primer factor son muy elevadas y con signo positivo en los modelos A1, A12, A13, A123, B12, B13, B123, AB1, AB12, AB13 y el modelo completo AB123. La mayor carga factorial se presenta para el modelo AB1, con 0,963. El primer factor es interpretado como medida de la eficiencia global sobre todas las posibles especificaciones, como sugiere Serrano-Cinca y Mar-Molinero (2004).

Para interpretar el significado del segundo factor necesitamos tener en cuenta el valor de las correlaciones entre el modelo y el segundo factor, así como el signo de las correlaciones. Hemos encontrado que el segundo componente tiene una alta correlación positiva en el caso de los modelos A2, A3, A23, B3, B23, AB2, AB3, AB23 y correlaciones negativas con los modelos A1, B1 y AB1. El patrón de conducta del componente principal 2 presenta, por tanto, una saturación elevada y positiva cuando las especificaciones presentan al menos un *output* de orientación productiva hacia la investigación. De otro lado, las correlaciones son bajas con los distintos modelos que no incluyen ninguno de los *output* anteriores. Por tanto esta componente se interpreta como medida de la eficiencia en la productividad en la investigación.

A efecto de reflejar cómo la eficiencia de las DMUs depende de las distintas combinaciones de *inputs* y *outputs* que se han obtenido en la especificación del DEA, utilizamos la técnica Property-Fitting (ver gráfico 1 en el Anexo).³

En el eje horizontal se representan las cargas que ofrece el CP1 con los distintos modelos, y cuya interpretación se expresa como “eficiencia global”. Las unidades que se sitúan en el primer y cuarto cuadrante ofrecen una mayor eficiencia global, destacando las observaciones UJA, URV y UCAR, como las más eficientes, mientras que ULPGC es la que menos eficiencia global obtiene.

³ Para una descripción de esta técnica ver Schiffman et al. (1981), y para su justificación matemática ver Mar-Molinero y Mingers (2007).

Tabla 2. Análisis Factorial: correlaciones entre factores y variables

Modelo	Componente	
	CP1	CP2
A1	0,895	-0,055
A2	0,343	0,790
A3	0,012	0,904
A12	0,887	0,205
A13	0,756	0,396
A23	0,218	0,953
A123	0,774	0,476
B1	0,854	-0,046
B2	0,355	0,766
B3	0,030	0,913
B12	0,827	0,183
B13	0,719	0,398
B23	0,228	0,922
B123	0,726	0,448
AB1	0,963	-0,062
AB2	0,360	0,776
AB3	0,038	0,928
AB12	0,946	0,207
AB13	0,853	0,388
AB23	0,246	0,946
AB123	0,860	0,452

En cuanto al eje vertical se sitúa el componente principal 2, donde se observan 3 grupos diferenciados de modelos. En el primer grupo se encuentran los modelos que saturan su carga en dicho CP con los *output* 2, 3 y ambos.

Las observaciones que obtienen mayores puntuaciones de eficiencia con estos modelos (UAB, UAM, UCN, UPF) están orientadas de manera intensiva a la investigación. Un segundo grupo de modelos presentan como característica común la aparición conjunta de al menos un *output* relacionado con la investigación con el *output* 1.

Por tanto, las universidades con elevadas puntuaciones de eficiencia en este cluster de modelos presentan un perfil diversificado entre la orientación investigadora y la docente. Un ejemplo de ello son las observaciones UAL, ULO, UCAR y URV. En cuanto al tercer grupo, el factor común es la presencia del *output* 1, y las observaciones correspondientes son UHU, UEX, UPN y ULE.

Las puntuaciones de cada universidad en cada eje factorial (eficiencia global, eficiencia investigación) permite establecer ordenaciones totales según las orientaciones productivas respectivas, ver tabla 4.

3.2. Método Ratios-ACP

El método se basa en la construcción de la matriz $D_{47 \times 7}$, donde cada fila representa los valores de las 7 ratios definidas en una universidad concreta. Para verificar la normalidad de las variables se ha aplicado el test de Kolmogorov-Smirnov obteniendo, en todos los casos, p-valores muy superiores al nivel crítico, y en consecuencia se acepta la hipótesis de normalidad. La medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin, KMO, tiene un valor de 0,732 lo que significa la procedencia en la aplicación de la técnica. Se han extraído las componentes principales correspondientes a los autovalores superiores a 0,8. Han resultado dos componentes principales cuyos autovalores son 4,05 y 1,69, con poder explicativo del 57,88% y 24,16%, respectivamente. El porcentaje acumulado es del 82,04%. La matriz de componentes está dada en la siguiente tabla 3.

Tabla 3: Matriz de componentes

	Vector	CP1	CP2
Egresados/Alumnos	a_1	0,27	0,80
Egresados/PDI	a_2	0,35	0,83
JCR/Alumnos	a_3	0,86	0,09
JCR/PDI	a_4	0,87	0,13
Publicaciones/Alumnos	a_5	0,81	-0,43
Publicaciones/PDI	a_6	0,87	-0,38
	s	0,96	-0,02

A partir de la información aportada por la matriz de componentes, las cargas factoriales estimadas entre variables originales y componentes principales, permiten interpretar la CP1 como productividad investigadora y la CP2 como productividad en docencia. Teniendo en cuenta los autovalores asociados a cada componente principal, la dimensión de la investigación presenta mayor capacidad explicativa (57,88%) que la dimensión relativa a la docencia, cuyo poder explicativo es del 24,16%. El conjunto de universidades españolas en 2008 es más heterogéneo respecto a la investigación que respecto a los resultados de docencia.

Las componentes principales obtenidas, productividad investigación y productividad docencia, son dos variables continuas, combinaciones lineales de las ratios originales, respecto de las cuales cada universidad tiene una puntuación concreta que permitirá establecer un ranking completo relativo a cada una de las dos dimensiones, ver tabla 4.

Tabla 4. *Rankings* de universidades específicos por criterio

Universidades	Orientación productiva	DEA Global	DEA Investigación	Ratios Docencia	Ratios Investigación	Ratios Global
UAB	C. Salud	38	3	47	10	24
UAH	C. Salud	30	31	24	29	27
UCN	C. Salud	27	2	39	4	12
UDG	C. Salud	35	28	32	31	37
UDL	C. Salud	29	9	27	16	17
UIB	C. Salud	31	18	30	18	19
ULE	C. Salud	11	39	10	33	25
UMH	C. Salud	42	12	40	22	30
UMU	C. Salud	10	21	8	14	11
UPF	C. Salud	16	4	23	3	5
UPV	C. Salud	21	33	21	34	32
URV	C. Salud	1	10	2	2	1
USAL	C. Salud	20	23	17	20	16
UVA	C. Salud	28	38	25	42	43
UZA	C. Salud	40	14	42	27	35
UA	R. creación	18	36	19	32	28
UAL	R. creación	8	13	6	12	7
UBU	R. creación	17	46	14	44	41
UCAR	R. creación	3	17	5	13	9
UCLM	R. creación	14	35	15	30	22
UEX	R. creación	9	40	9	35	29
UHU	R. creación	4	47	3	41	33
UJCS	R. creación	12	30	16	26	20
ULC	R. creación	23	41	20	39	38
ULPGC	R. creación	47	37	46	47	47
UPN	R. creación	6	27	12	21	15
URJC	R. creación	37	43	29	45	45
UVI	R. creación	22	22	22	15	14

Universidades	Orientación productiva	DEA Global	DEA Investigación	Ratios Docencia	Ratios Investigación	Ratios Global
UAM	Consolidadas	15	1	43	1	2
UBA	Consolidadas	32	5	38	7	13
UCA	Consolidadas	19	44	11	40	36
UCM	Consolidadas	41	26	37	28	34
UCO	Consolidadas	5	11	7	6	3
UGR	Consolidadas	7	20	4	9	6
UJA	Consolidadas	2	24	1	11	4
ULL	Consolidadas	39	32	35	37	42
UMA	Consolidadas	26	25	18	24	18
UOV	Consolidadas	33	19	33	23	23
UPO	Consolidadas	44	42	36	46	46
URI	Consolidadas	13	45	13	43	40
USC	Consolidadas	25	6	31	5	8
USE	Consolidadas	34	34	26	36	39
UVEG	Consolidadas	24	7	28	8	10
UPC	Politécnicas	45	8	45	17	26
UPCT	Politécnicas	43	16	41	25	31
UPM	Politécnicas	46	29	44	38	44
UPVA	Politécnicas	36	15	34	19	21

Tomando como referencia a ambos ejes factoriales, el gráfico 2, en el Anexo, muestra la posición relativa de cada universidad respecto de su productividad docente e investigadora. Así, por ejemplo, la Universidad Autónoma de Madrid ocupa la posición más alta respecto a productividad investigadora, estando por debajo de la media en lo que se refiere a docencia. Sin embargo, la Universidad de Jaén se sitúa en la mejor posición cuando el criterio es la productividad docente y en una posición más intermedia cuando se valora la investigación. El indicador global está dado por la siguiente expresión $G = 0,578 * CP1 + 0,242 * CP2$. Se trata de una variable continua que asigna puntuaciones a cada una de las universidades, con media nula, un máximo de 1,39 y un valor mínimo de -1,56. Este indicador permite la obtención de un ranking completo del conjunto de universidades evaluadas (ver tabla 4).

4. Discusión y conclusiones

En el apartado anterior se han presentado los resultados obtenidos al aplicar los métodos DEA-Profit y Ratios-ACP a una base de datos concreta referida a *inputs* y *outputs* de 47 universidades públicas españolas en el año 2008. Se han obtenido cinco ordenaciones totales de las 47 universidades (ver tabla 4), según que los criterios sean de investigación, de docencia o globales. Para validar los resultados, se estudia la consistencia de las ordenaciones entre ellas y con otra reportada para el mismo conjunto de universidades y mismo año (Buela-Casal et al. 2009).

La tabla 5 muestra las correlaciones por rangos de Spearman entre las seis ordenaciones.

Tabla 5. Correlación por rangos de Spearman

		DEA Global	DEA Investigación	Ratios Investigación	Ratios Docencia	Ratios Global	Buela-Casal 2008
DEA Global	ρ	1	-0,070	0,303	0,902	0,589	0,002
	p-valor	.	0,640	0,038	0,000	0,000	0,990
DEA Investigación	ρ	-0,070	1	0,910	-0,331	0,715	0,536
	p-valor	0,640	.	0,000	0,023	0,000	0,000
Ratios Investigación	ρ	0,303	0,910	1	0,039	0,928	0,516
	p-valor	0,038	0,000	.	0,794	0,000	0,000
Ratios Docencia	ρ	0,902	-0,331	0,039	1	0,358	-,178
	p-valor	0,000	0,023	0,794	.	0,014	0,231
Ratios Global	ρ	0,589	0,715	0,928	0,358	1	0,399
	p-valor	0,000	0,000	0,000	0,014	.	0,005
Buela-Casal 2008	ρ	0,002	0,536	0,516	-0,178	0,399	1
	p-valor	0,990	0,000	0,000	0,231	0,005	.

La ordenación DEA-Global correlaciona muy significativamente con las respectivas ordenaciones obtenidas por el método Ratios, orientación Investigación, Docencia y Global. La ordenación DEA-Investigación correlaciona muy significativamente y con un valor muy alto con la ordenación Ratios-Investigación y Ratios-Global. La ordenación Ratios-Investigación presenta los valores más altos en sus correlaciones con Ratios-Global, además de DEA-Investigación.

La ordenación Ratios-Global es la única que correlaciona muy significativamente con todas las ordenaciones propuestas, pero de forma más intensa con las ordenaciones de investigación. La ordenación de Buela-Casal, que se refiere a productividad en investigación, correlaciona muy significativamente con las ordenaciones obtenidas según investigación por cualquiera de los dos métodos.

Los anteriores resultados analíticos se corroboran mediante los gráficos 3 y 4, en el Anexo.

En resumen, se puede afirmar, a la vista de los resultados anteriores, que las ordenaciones propuestas en el trabajo son consistentes entre sí y con otras ordenaciones publicadas en revistas científicas.

Si se supone segmentada la muestra de universidades según orientación productiva (Gómez y Pastor, 2011), se pueden obtener ordenaciones dentro de cada uno de los cluster. La siguiente tabla 6 muestra las correlaciones de Spearman entre las ordenaciones de los diferentes criterios para cada cluster de universidades.

En el cluster Ciencias de la Salud existen correlaciones muy significativas y altas o muy altas entre las ordenaciones de ambos métodos y la misma orientación. Las universidades de Reciente Creación presentan resultados análogos, correlacionan las ordenaciones que se obtienen con la misma orientación. En el grupo de Grandes y Consolidadas el resultado es similar salvo lo que se refiere a las correlaciones con la ordenación de Buela-Casal, el comportamiento de este grupo es más heterogéneo y muestra correlaciones no significativas. El grupo de Politécnicas, constituido solamente por cuatro universidades, presenta correlaciones no significativas. Los gráficos 3 y 4, incluidos en el Anexo, diferencian mediante marcas de color la pertenencia de cada universidad a cada cluster, lo que permite identificar los comportamientos por grupos de universidades.

Tabla 6. Correlaciones según orientación productiva

		Ratios Investiga ción	Ratios Docencia	Ratios Global	DEA Global	DEA Investiga ción	Buela 2008
C. SALUD N=15	Ratios Investigación	1	n.s.	0,879**	n.s.	0,864**	0,550*
	Ratios Docencia		1	0,454*	0,911**	n.s.	n.s.
	Ratios Global			1	0,632*	0,571*	n.s.
	DEA Global				1	n.s.	n.s.
	DEA Investigación					1	0,611*
Reciente Creación N=13	Ratios Investigación	1	n.s.	0,995**	0,582*	0,896**	0,747**
	Ratios Docencia		1	0,484*	0,951**	n.s.	n.s.
	Ratios Global			1	0,632*	0,879**	0,769**
	DEA Global				1	n.s.	0,582*
	DEA Investigación					1	0,604*
Grandes y consolidada s N=15	Ratios Investigación	1	n.s.	0,907**	n.s.	0,957**	n.s.
	Ratios Docencia		1	n.s.	0,689**	n.s.	n.s.
	Ratios Global			1	0,700**	0,800**	n.s.
	DEA Global				1	n.s.	n.s.
	DEA Investigación					1	n.s.
Politécnica s N=4	Ratios Investigación	1	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
	Ratios Docencia		1	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
	Ratios Global			1	n.s.	n.s.	n.s.
	DEA Global				1	n.s.	n.s.
	DEA Investigación					1	n.s.

A modo de resumen, se resaltan las siguientes conclusiones:

Se han propuesto dos procedimientos que permiten integrar en un indicador unidimensional la información multidimensional contenida en un conjunto de indicadores sobre una muestra de universidades.

El procedimiento DEA-Profit posibilita obtener un ranking total para el conjunto de universidades de la muestra, superando así la ordenación incompleta generada a partir del modelo DEA convencional. Este procedimiento permite establecer ordenaciones libres de la dependencia de la especificación particular del modelo DEA aplicado. Además obtiene *rankings* de universidades cuando se tiene en cuenta exclusivamente la productividad docente, la productividad investigadora o ambas simultáneamente. El procedimiento DEA-Profit posibilita obtener ordenaciones en cualquier dirección resultado de una combinación particular de *inputs* y *outputs*.

El método Ratios-ACP permite obtener ordenaciones totales según la productividad docente, en investigación o de forma global. El indicador global del método Ratios-ACP se obtiene estableciendo la ponderación de cada ratio mediante criterios objetivos.

Ambos métodos producen *rankings* válidos, fiables y útiles. La elección de uno u otro dependerá de los objetivos del estudio. El método DEA-Profit, además de permitir la ordenación total de la muestra de universidades, aporta información sobre las estrategias adecuadas para mejorar los resultados y sobre las universidades que pueden servir de referencia para obtener mejores posiciones en el ranking. Por otro lado, el método basado en las ratios de productividad es operativamente más sencillo y produce resultados de fácil interpretación.

Respecto a los resultados concretos obtenidos al aplicar los métodos a la base de datos de universidades españolas en 2008, hay asociación entre orientación productiva y las ordenaciones según diferentes respectivas orientaciones.

5. Bibliografía

- Ball, R. y J. Halwachi (1987): "Performance indicators in higher education". *Higher Education*, 16, pp. 393-405.
- Bonaccorsi, A. y C. Daraio (2007): "Universities as strategic knowledge creators: some preliminary evidence". En: Bonaccorsi y Daraio (eds.) (2007): *Universities and Strategic Knowledge Creation*. Edward Elgar, USA.
- Bowden, R. (2000): "Fantasy Higher Education: University and college league tables". *Quality in Higher Education*, 6 (1), pp. 41-60.
- Buela-Casal, G.; O. Gutiérrez; M.P. Bermúdez y O. Vadillo (2007): "Comparative study of international academic rankings of universities". *Scientometrics*, 71, 349-365.
- Buela-Casal, G.; M.P. Bermúdez; J.C. Sierra; R. Quevedo-Blasco y A. Castro (2010): "Ranking de 2009 en investigación de las universidades públicas españolas". *Psicothema*, 22 (2), pp. 171-179.
- Buela-Casal, G.; M.P. Bermúdez; J.C. Sierra; R. Quevedo-Blasco y A. Castro (2009): "Ranking de 2008 en productividad en investigación de las universidades públicas españolas". *Psicothema*, 21 (2), pp. 304-312.
- Buesa, M.; J. Heijs y O. Kahwash (2009): "La calidad de las universidades en España. Elaboración de un índice multidimensional". En: Minerva (eds.): *Consejo Económico y Social, Comunidad de Madrid*.
- Charnes, A.; W.W. Cooper y E. Rhodes (1978): "Measuring the efficiency of decision making units". *European Journal of Operational Research*, 2 (4), pp. 429-444.
- Cooper, W.W.; L.M. Seiford y K. Tone (2000): "Data Envelopment Analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-Solver software". Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Duch, N. (2006): "La eficiencia de las universidades españolas". Informe C y D 2006.
- Dunteman, G.H. (1989): "Principal components analysis". Sage Publications, Newbury Park
- El-Khawas, E.; R. Depieto-Jurand y L. Hola-Nielsen (1998): "Quality assurance in higher education: Recent progress; challenges ahead". World Bank, Paris.
- Giménez, V. y J.L. Martínez (2006): "Costefficiency in the university. A departmental evaluation model". *Economics of Education Review*, 25(5), pp. 543-553.
- Giménez, V. y J.L. Martínez (2001): "Eficiencia en costes en la universidad. Una aplicación a los departamentos de la UAB". *X Jornadas de la Asociación de la Economía de la Educación*, pp. 461-472.
- Gómez, J. y J.M. Pastor (2011): "La actividad productiva de las universidades españolas: influencia de la especialización y de la tipología de universidades". En: Ministerio de Educación, Subdirección General de Información y Publicaciones (eds.): *Lecturas sobre economías de la educación*, pp. 127-150.
- Gómez Sancho, J.M. y M.J. Mancebón (2005): "Algunas reflexiones metodológicas sobre la evaluación de la eficiencia productiva de las instituciones de educación superior". *Ekonomiaz*, 60 (1), pp. 141-166.
- Hernández-Armenteros, J. (2003): "Universidades e Indicadores de Gestión: El documento de la Conferencia de Rectores de las Universidades Españolas. Año 2000". Jornadas: *Indicadores sobre la calidad universitaria*, Universidad Carlos III, Madrid.
- Johnes, J. (2005): "Data envelopment analysis and its application to the measurement of efficiency in higher education". *Economics of Education Review*, 25.
- Jolliffe, I.T. (1972): "Discarding variables in a principal component analysis1: Artificial data". *Applied Statistics*, 21, pp. 160-173.

- Kells, H.R. (1991): "The inadequacy of performance indicators for higher education: The need for a more comprehensive and development construct". *Higher Education Management*, 2 (3), pp. 258-270.
- Lemaitre, M. J. (2003): "Estrategias y prácticas conjuntas en Europa y América Latina para el aseguramiento de la calidad de la educación superior". *Agencia Nacional de Evaluación de la Calidad y Acreditación. Evaluación de la Calidad y Acreditación*, Madrid, ANECA, pp. 63-70.
- Lepori, B.; M. Benninghoff; B. Jongbloed; C. Salerno y S. Slipersaeter (2007): "Changing models and patterns of higher education funding: some empirical evidence". En: Bonaccorsi y Daraio (eds.) (2007): *Universities and Strategic Knowledge Creation*. Edward Elgar, USA.
- Mar Molinero, C. y J. Mingers (2007): "An evaluation of the limitations of, and alternatives to, the co -plot methodology". *Journal of the Operational Research Society*, 58, pp.874-886.
- Martín Rivero, R. (2007): "La eficiencia productiva en el ámbito universitario: aspectos claves para su evaluación". *Estudios de Economía Aplicada*, 25 (3), pp. 793-812.
- Martín Vallespín, E. (2006): "An application of the Data Envelopment Analysis Methodology in the performance assessment of the Zaragoza University Departments". WP 2003-06.
- Martínez, M. (2003): "La medición de la eficiencia en las instituciones de educación superior". Fundación BBVA, Bilbao.
- Melle, M. (2003): "Criterios de eficiencia en las Facultades de Economía y Empresa y empleabilidad de sus titulados. Un análisis aplicado a España (1995-2002)". Ministerio de Educación, Cultura y Deporte, España.
- Pagani, R.; O. Vadillo; G. Buena-Casal; J.C. Sierra; M.P. Bermúdez, O. Gutiérrez-Martínez; D. Agudelo; J. Bretón e I. Teva (2006): "Estudio internacional sobre criterios e indicadores de calidad de las universidades". ACAP, Madrid.
- Palomares, D.; A. García y E. Castro (2008): "Evaluación de las instituciones de educación superior: revisión bibliográfica de sistema de indicadores". *Revista Española de Documentación Científica*, 31 (2), pp. 205-229.
- Pla, A. y E. Villarreal (2001): "Measuring the Internal Efficiency of Universities: Social Demand, Diversity and Rising Costs". *XXIII Annual EAIR Forum*. University of Porto, Portugal.
- Piffano, H. (2005): "Microeconomía aplicada a la educación universitaria. Teoría y Práctica comparada". Ediciones PreBI/SeDICI/UNLP, Buenos Aires.
- Premachandra, I.M. (2001): "A note on DEA vs principal component analysis: An improvement to Joe Zhu's approach". *European Journal of Operational Research*, 132, pp. 553-560.
- Sarrico, C.S.; S.M. Hogan; R.G. Dyson y A.D. Athanassopoulos (1997): "Data Envelopment Analysis and university selection". *The Journal of the Operational Research Society*, 48 (12), pp. 1163-1177.
- Schiffman, S. S.; M.A. Reynolds y F.W. Young (1981): "Introduction to multidimensional scaling". New York: AcademicPress, 1981.
- Serrano Cinca, C. y C. Mar Molinero (2004): "Selecting DEA specifications and ranking units via PCA". *Journal of the Operational Research Society*, (discussion paper), Palgrave MacMillan, 55, pp. 521-528.
- Tricio, A.; A. Bol; R. Vitoria; M.P. Quindos y M. Serna (1999): "Una experiencia departamental en evaluación de la calidad y adaptación de los indicadores para investigación, enseñanza y gestión". En: Consejo de Universidades (eds.) (1999): *Indicadores en la Universidad: Información y decisiones*. MEC, Madrid.
- Usher, A. y Savino (2006): "A World of Difference: A Global Survey of University League Table". *Canadian Education Report Series*, enero 2006.
- Zhu, J. (1998): "Data envelopment analysis vs. principal component analysis: an illustrative study of economic performance of Chinese cities". *European Journal of Operational Research*, 111 (1), pp. 56-61.