

SELECCIÓN DE VARIABLES PARA EL INCREMENTO DEL PODER DE DISCRIMINACIÓN DE LOS MODELOS DEA

JOÃO CARLOS CORREIA BAPTISTA SOARES DE MELLO

Departamento de Ingeniería de Producción – Universidad Federal Fluminense
jcsmello@producao.uff.br

ELIANE GONÇALVES GOMES

Embrapa Monitoramento por Satélite
eliane@cnpm.embrapa.br

LIDIA ANGULO MEZA

Instituto de Ciencia e Tecnología – Universidad Veiga de Almeida
lidia@lab.uva.br

MARCOS PEREIRA ESTEL LITA LINS

Programa de Ingeniería de Producción – COPPE – Universidad Federal de Rio de Janeiro
lins@pep.ufrj.br

RESUMEN

En los últimos años, muchos autores han defendido el uso del Análisis del Envolopamiento de Datos (*Data Envelopment Analysis* – DEA) como una herramienta de Apoyo Multicriterio a la Decisión. Sin embargo, este uso de DEA tiene como resultado una pobre ordenación. Para reducir este problema son utilizados métodos tales como restricciones a los pesos y evaluación cruzada. En este artículo se propone un nuevo método, basado en la selección de un número reducido de *inputs* y *outputs* (criterios), que representa adecuadamente la relación causal y que no atribuye eficiencia unitaria a un número muy grande de DMUs (alternativas). Este método es aplicado al caso real del análisis de la eficiencia de los Programas de Post Graduación en Ingeniería de la Universidad Federal de Río de Janeiro, y sus resultados son comparados con los resultados obtenidos a través de la aplicación de evaluación cruzada.

PALABRAS CLAVE: Análisis de la Envoltura de Datos, Apoyo Multicriterio a la Decisión, Educación.

ABSTRACT

The use of Data Envelopment Analysis (DEA) as a tool for Multicriteria Decision Aid (MCDA) is of increasing interest. This approach, however, has the disadvantage of performing a poor ranking. Weight Restrictions and Cross Evaluation are some the methods used to minimize this disadvantage. In this paper we propose a new method based on the proper reduction of the inputs (resources) and the outputs (products) number, using DEA as a MCDA tool. The real case of the Post-Graduation Engineering Programs (Federal University of Rio de Janeiro) efficiency evaluation is analyzed and the results are compared with a previous work that used the cross evaluation method.

KEYWORDS: Data Envelopment Analysis, Multi Criteria Decision-Making, Education.

1. INTRODUCCIÓN

El Análisis de la Envolvente de Datos (*Data Envelopment Analysis* – DEA) es, originalmente, un método no paramétrico para calcular la eficiencia de unidades productivas, denominadas Unidades Tomadoras de Decisiones (*Decision-Making Unit* – DMU) (Charnes et al., 1978). Los métodos paramétricos clásicos tratan la multiplicidad de recursos (*inputs*) y productos (*outputs*) haciendo una agregación en un input y un output únicos, respectivamente. Una forma común de hacer esta agregación es substituyendo cada *input* y *output* por su valor monetario. Sin embargo, hay casos en que este método puede no ser conveniente y no ser posible, como ocurre con frecuencia cuando son analizadas unidades de salud o educacionales.

Los modelos DEA hacen una agregación de *inputs* y *outputs* transformándolos en *inputs* y *outputs* virtuales, respectivamente, que son resultado de una combinación lineal de los *inputs* y *outputs* originales. Los pesos usados en esta combinación lineal son calculados a través de un problema de programación lineal, de forma que cada DMU se beneficie con la mejor combinación de pesos, maximizando su eficiencia.

De otro punto de vista, las DMUs pueden ser vistas como alternativas que se desean ordenar según sus eficiencias, o agrupar en dos clases, a saber, eficientes y no eficientes, o hasta escoger la más eficiente. En cualquiera de estas situaciones, los *inputs* y los *outputs* son utilizados como criterios. Las acciones tomadas en la perspectiva anterior son análogas, respectivamente, a las problemáticas multicriterio de ordenación ($P\gamma$), clasificación ($P\beta$) y selección ($P\alpha$) (Barba-Romero y Pomerol, 1997).

Algunos autores (Gomes et al., 2001, 2000, Sarkis, 2000, Bouyssou, 1999, Farinaccio y Ostanello, 1999, Belton y Stewart, 1997) han estudiado las relaciones existentes entre DEA y el Apoyo Multicriterio a la Decisión (*Multicriteria Decision Aid* – MCDA), incluyendo el uso de DEA como herramienta de MCDA. Este uso exige avances que van más allá del modelo original, tales como, restricciones a los pesos (Lins y Angulo-Meza, 2000), eficiencia cruzada (Sexton, 1986, Angulo-Meza, 1998), agregación de eficiencias parciales (Rangel et al., 1999) y supereficiencia (Andersen y Petersen, 1993).

Este artículo enfoca el problema de la pobre discriminación que surge cuando se utiliza DEA como herramienta MCDA en la problemática $P\gamma$. Se presenta un método no subjetivo basado en el uso adecuado de un número limitado de *inputs* y *outputs*, de modo a mejorar el poder de discriminación de DEA. En vez de usar técnicas estadísticas para la selección de variables (Lins y Moreira, 1999, Friedman y Sinuany-Stern, 1998), el método propuesto está basado en la necesidad de compromiso entre dos objetivos opuestos: máxima discriminación y mejor ajuste a la frontera.

Este método es aplicado al estudio de caso del análisis de eficiencia de los Programas de Post Graduación en Ingeniería, de la Universidad Federal de Rio de Janeiro. Los resultados son comparados con los obtenidos a través de la aplicación del método de evaluación cruzada al mismo estudio de caso (Angulo-Meza y Lins, 1999, Angulo-Meza et al., 2003).

2. DEA & MCDA

Los métodos de MCDA tradicionales necesitan una fase de estructuración que, según Bana e Costa y Corrêa (2000), representa cerca del 80% del total del problema. Esta fase envuelve la identificación del(de los) objetivo(s) del decisor, la identificación de alternativas viables, la selección de criterios (no siempre evidentes), la cuantificación de variables subjetivas, entre otras etapas que dependen de cada problema abordado.

Generalmente, la fase de estructuración en DEA es mucho menor. El objetivo es medir la eficiencia de procesos, generalmente ya realizados. En general, los *inputs* y *outputs* son aquellos para los cuales existe información disponible, lo que motiva a algunos autores a clasificar DEA como método oportunista (Belton y Stewart, 1997). Existen pocos trabajos sobre selección de variables (*inputs* y *outputs*), pudiéndose citar el trabajo de Lins y Moreira (1999) como uno de los que aborda el problema.

De las características de MCDA y DEA, se puede afirmar que el primero es altamente subjetivo (dependiente de las opiniones del decisor), mientras que el segundo es extremadamente objetivo (Belton y Stewart, 1997). De otro lado, los métodos MCDA, en especial los de la Escuela Americana, conducen a una buena ordenación de las alternativas. En el estudio a través de DEA esta ordenación es deficiente, dado que pueden ser encontradas varias DMUs con 100% de eficiencia.

Se debe destacar que cualquier método usado para encontrar un termino medio entre la objetividad de DEA y la buena ordenación producida por las técnicas de MCDA, solo debe ser utilizado en problemas que sean tratables por los dos abordajes, o sea, cuando se desea clasificar alternativas que produzcan algo, utilizando determinados recursos. Es importante notar que existe una corriente que considera posible el uso de DEA como herramienta MCDA, desde que los criterios a minimizar sean considerados *inputs* y los criterios a maximizar sean considerados *outputs*.

3. SELECCIÓN DE VARIABLES

Los modelos MCDA usan los axiomas de Roy y Bouyssou (1993) como herramienta de selección de criterios, exhaustivo, no redundancia y cohesión.

Sin entrar en detalles matemáticos y utilizando lenguaje coloquial, se puede interpretar el axioma exhaustivo como la necesidad de describir el problema considerando todos los aspectos relevantes; el de la no redundancia como la obligatoriedad de excluir criterios que estén evaluando características que ya son evaluadas por otro criterio. Finalmente, el axioma de la cohesión impone un análisis correcto de cuales son los criterios de maximización y cuales los de minimización (Soares de Mello et al., 2003).

En parte, los dos primeros axiomas tienen objetivos contrarios. Es poco probable que haya criterios totalmente independientes que describan completamente el problema. Mientras que el axioma exhaustivo tiende a elevar el número de criterios, el de la no redundancia tiende a disminuirlo.

En DEA no existen axiomas equivalentes y que sean aceptados universalmente. Algunos principios son seguidos en la selección de *inputs* y *outputs*. En particular, los *inputs* y *outputs* usados deben representar la realidad de la mejor forma posible, lo que podría ser considerado como un equivalente del axioma exhaustivo, que tiende a aumentar el número de variables y, por lo tanto, disminuir el poder de ordenación del modelo. Utilizando el concepto defendido por Shutler (2000), de que las ineficiencias son explicadas por las variables ausentes del modelo, se puede considerar que un modelo estará mejor adecuado a la realidad cuanto mejor sea el ajuste de las DMUs a la frontera de eficiencia, ocasionado por las variables utilizadas. Ese es el concepto utilizado por Lins y Moreira (1999) en el método "I-O Stepwise" para justificar la entrada de variables que proporcionan mayor eficiencia media. Así, un modelo DEA estaría más próximo a verificar el axioma exhaustivo cuanto mejor fuese el ajuste de las DMUs a la frontera eficiente.

El axioma de la cohesión en DEA asume la forma de la selección coherente de *inputs* y *outputs*, o sea, considerar que los *inputs* son para minimizar y los *outputs* son para maximizar, teniéndose en cuenta eventuales transformaciones de escala.

Finalmente, se tiene el axioma de la no redundancia. Este axioma puede ser visto como la necesidad de no permitir la existencia de alta correlación entre pares de *inputs* (*outputs*). Esta orientación acarrea la reducción del número de variables. Al reducir el número de variables con alta correlación, se aumenta la discriminación en los modelos DEA, con la consecuente disminución del ajuste a la frontera eficiente. Es evidente que, si en vez del criterio de alta correlación fuese utilizado el criterio de maximizar la discriminación para eliminar variables, evidentemente, la discriminación del modelo DEA será aumentada.

Las formas de seleccionar variables, de acuerdo con los objetivos propuestos para abordar DEA como método MCDA, pueden ser resumidas en la Tabla 1, en la cual se compara con los axiomas de Roy.

DEA	MCDA	Efecto
Buena adherencia a la frontera	Exhaustivo	Aumenta el n.º de variables
Mejora la discriminación	No redundancia	Disminuye el n.º de variables
Coherencia de <i>outputs</i> y <i>inputs</i>	Cohesión	---

Tabla 1: Comparación de selección de variables en DEA y en MCDA.

4. MÉTODO MULTICRITÉRIO PARA SELECCIÓN DE VARIABLES EN DEA

Se pueden considerar dos formas de selección automática de variables en modelos DEA. La primera busca el mejor ajuste de las DMUs a la frontera de eficiencia. La segunda, que considera DEA como herramienta de MCDA en la solución de la problemática $P\gamma$, busca mejorar la ordenación, pero tiene la desventaja de perder parte de la relación causal.

En el primer abordaje, usado por Lins y Moreira (1999), se parte de un par *input-output* inicial que tenga alta correlación. El criterio de selección de nuevas variables a ser incluidas es verificar cual de las variables candidatas provoca mayor eficiencia media en el modelo. El método se detiene al alcanzar un número de variables considerado ideal.

El segundo abordaje parte de un par inicial escogido por el decisor o por el analista. El criterio de selección de nuevas variables a ser incluidas es provocar el menor número de DMUs eficientes debido a que difícilmente ocurren empates del valor de la eficiencia en DMUs ineficientes. Así, al ser disminuido el número de DMUs en la frontera la ordenación es mejorada.

Al ser consideradas solamente variables que mejoran la discriminación, se desestima una región de la frontera que sería obtenida si fuesen consideradas todas las variables. Sin embargo, esta parte de la frontera tiene bajo poder discriminatorio, y es cuestionable si variables tan “benevolentes” con las DMUs deben realmente entrar en un modelo que pretende identificar ineficientes y establecer ordenaciones. Tal como en el abordaje anterior, el método para cuando se alcanza un número de variables considerado ideal. En general, se considera que el número de DMUs debe ser por lo menos igual al triple del número de variables. De esta forma, a menos que se defina otro punto de parada, este método solo debe ser aplicado cuando el número de DMUs no verifica la relación anterior.

Para minimizar los efectos indeseables de cada abordaje, baja discriminación y baja relación causal, respectivamente, se debe buscar un método de selección de variables que sea un compromiso entre el máximo ajuste y máxima discriminación.

Con esta finalidad, se propone una metodología MCDA (problemática de selección $P\alpha$) que considera como alternativas las variables candidatas a ser incluidas en el modelo y como criterios el mejor ajuste a la frontera y la máxima discriminación. El decisor sabe *a priori* que (variables) deben ser consideradas como *inputs* y cuales deben ser consideradas como *outputs*.

El ajuste a la frontera es medido a través de la eficiencia media y su normalización crea la variable S_{EF} , la cual describe el impacto del criterio “mejor ajuste a la frontera”, que alcanza el valor 10 en la eficiencia máxima y cero en la eficiencia mínima. La máxima discriminación es medida por el número de DMUs eficientes que se desea minimizar. La normalización de esta medida genera la variable S_{DIS} , la que describe el impacto del criterio “máxima discriminación”, que alcanza el valor 10 para el menor número de DMUs en la frontera y 0 para el mayor.

Para seleccionar la variable que produce la mejor solución de compromiso y que debe entrar en el modelo, se agregan los dos criterios en un criterio síntesis, a través de la suma ponderada de los respectivos descriptores de impacto, S_{EF} y S_{DIS} . El descriptor de impacto de este criterio síntesis es la variable $S = wS_{EF} + (1 - w)S_{DIS}$.

Para que no exista predominancia de uno de los criterios, y a menos que haya fuertes razones de lo contrario, se debe hacer $w = 0,5$. La variable que presente el mayor valor de S es incorporada al modelo y, si el número de variables incorporada no excede $1/3$ de las DMUs, se repite el proceso para incorporar una nueva variable. Caso contrario, el procedimiento está completo, es decir, todas las variables que deben ser incorporadas al modelo están seleccionadas. La Figura 1 resume el método propuesto.

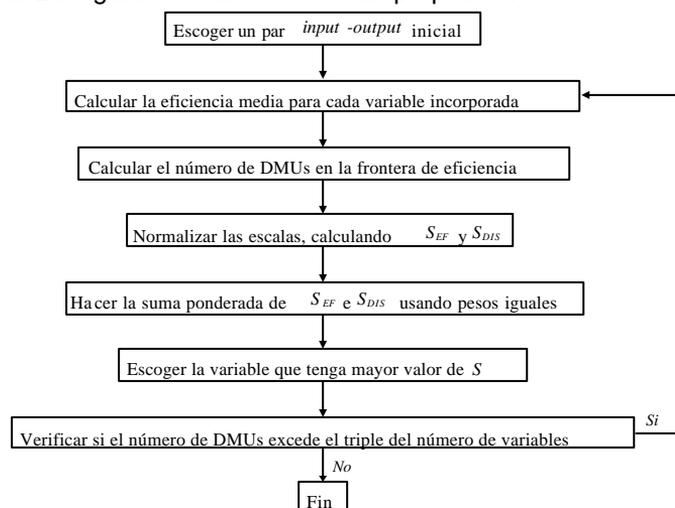


Figura 1: Procedimiento multicriterio para selección de variables en modelos DEA

5. ESTUDIO DE CASO: EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA DE LOS PROGRAMAS DE POST GRADUACIÓN EN INGENIERÍA DE LA UNIVERSIDAD FEDERAL DE RIO DE JANEIRO

El método propuesto para selección de variables en DEA fue aplicado al problema abordado en Angulo-Meza (1998), Angulo-Meza y Lins (1999), Lins y Angulo-Meza (2000) y Angulo-Meza et al. (2003) para determinación de la eficiencia de los Programas de Post-Graduación de Ingeniería de la Universidad Federal de Rio de Janeiro, en el cual el problema de baja discriminación fue resuelto a través del uso de Evaluación Cruzada. En este artículo, se hace la comparación de los resultados obtenidos por este método y por el método de selección de variables aquí propuesto.

La post-graduación en Ingeniería de la Universidad Federal de Rio de Janeiro, bajo la coordinación del Instituto Alberto Luiz Coimbra de Post-Graduación y Investigación en Ingeniería (COPPE), se compone de doce programas: Programa de Ingeniería Biomédica (PEB), Programa de Ingeniería Civil (PEC), Programa de Ingeniería Eléctrica (PEL), Programa de Ingeniería Mecánica (PEM), Programa de Ingeniería de Materiales y Metalúrgica (PEMM), Programa de Ingeniería Nuclear (PEN), Programa de Ingeniería Naval y Oceánica (PENO), Programa de Ingeniería de Producción (PEP), Programa de Ingeniería Química (PEQ), Programa de Ingeniería de Sistemas y Computación (PESC), Programa de Ingeniería de Transportes (PET) y Programa de Planeamiento Energético (PPE). Estos programas representan las DMUs del modelo DEA. Los datos utilizados en este artículo se refieren a la media de los valores de los años 1994, 1995 y 1996. No fueron utilizados datos más recientes para que los resultados del método aquí propuesto pudiesen ser comparados con los resultados obtenidos por el método de evaluación cruzada, referenciados en la literatura.

Los *inputs* usados en el modelo DEA están relacionados a los recursos humanos utilizados por cada programa: número total de profesores (PROF); número total de funcionarios (FUNC). Los *outputs* reflejan las diversas actividades realizadas en la enseñanza, investigación y extensión: valores totales (en reales) de los proyectos (PROJ); publicaciones científicas, agregadas según un índice creado por la Comisión de Evaluación de Docentes de la Universidad (PUB); tesis de maestría (MEST) y de doctorado (DOC) sustentadas; créditos ofrecidos (AULA).

El par *input-output* inicial escogido por los decisores fue PROF–MEST. La selección del *input* PROF viene del hecho de considerar que este es el recurso más importante. Para la selección del *output* del par inicial, se considero que la función de un programa de post-graduación es la formación de magisters y doctores, y la variable MEST representa la “puerta de entrada” de un curso de post-graduación.

Siguiendo el procedimiento propuesto en la Figura 1, se introducen las variables restantes (FUNC, PROJ, PUB, DOC, AULA) una de cada vez y se calculan las eficiencias de cada DMU (programa de post-graduación) en el modelo DEA, considerando retornos constantes de escala (DEA CCR) y orientado a las salidas (*outputs*), pues se desea obtener la máxima cantidad de producción de enseñanza, investigación y extensión, sin alterar el nivel de los recursos existentes (profesores y funcionarios). La utilización del modelo CCR se justifica debido a que no se observan diferencias de escala significativas entre las DMUs analizadas y por ser menos benevolente que el modelo BCC. Luego, se calculan las eficiencias medias y el número de programas con eficiencia 100%. La tabla 2 muestra las eficiencias calculadas, la eficiencia media, el número de DMUs eficientes y el valor de S. Las DMUs están identificadas por las siglas anteriormente presentadas.

DMUs	Valor de la eficiencia DEA con				
	FUNC	PROJ	PUB	DOC	AULA
PEB	77,75	82,29	88,65	77,75	77,75
PEC	41,35	66,69	62,77	58,1	41,76
PEL	56,55	69,54	72,49	65,13	56,55
PEM	46,52	46,52	46,52	48,83	46,52
PEMM	32,5	50,72	50,34	70,42	43,16
PEN	43,94	74,55	45,31	47,78	44,23
PENO	45,32	72,53	45,32	45,32	45,32
PEP	100	79,6	79,6	100	79,6
PEQ	55,75	55,75	100	84,16	55,75
PESC	84,33	84,33	84,33	100	84,33
PET	100	100	100	100	100
PPE	84,23	84,23	84,23	84,23	100
Eficiencia media	0,6402	0,7223	0,7163	0,7348	0,6458
S_{EF}	0,00	8,68	8,04	10,00	0,59
N° de DMUs eficientes	2	1	2	3	2
S_{DIS}	5,00	10,00	5,00	0,00	5,00
S	2,50	9,34	6,52	5,00	2,80

Tabla 2: Resultados para la primera iteración del modelo propuesto.

Analizando la Tabla 2 y según el procedimiento propuesto, la variable escogida para ser incorporada en el modelo es aquella con mayor S, o sea, PROJ.

Por la regla de parada arbitrada, el número de variables debe ser 4 (cuatro). De esta forma, se necesita escoger una variable más para entrar en el modelo. La tabla 3 muestra los resultados que llevan a seleccionar esta 4ª variable. La nueva iteración parte de un modelo con las variables PROF, MEST y PROJ.

DMU	Valor de la eficiencia DEA con			
	FUNC	PUB	DOC	AULA
PEB	82,29	91,47	82,29	82,29
PEC	66,69	75,6	80,11	66,69
PEL	69,54	79,44	81,46	69,54
PEM	46,52	46,52	48,83	46,52
PEMM	50,72	59,75	74,29	57,08
PEN	74,55	74,55	74,55	74,55
PENO	72,53	72,53	72,53	72,53
PEP	100	79,6	100	79,6
PEQ	55,75	100	84,59	55,75
PESC	84,33	84,33	100	84,33
PET	100	100	100	100
PPE	84,23	84,23	84,23	100
Eficiencia media	0,7393	0,7900	0,8191	0,7407
S_{EF}	0,00	6,35	10,00	0,19
Nº de DMUs eficientes	2	2	3	2
S_{DIS}	10,00	10,00	0,00	10,00
S	5,00	8,18	5,00	5,09

Tabla 3: Resultados para la segunda iteración del modelo propuesto

Analizando la Tabla 3 se verifica que el modelo multicriterio escoge la variable PUB (mayor S) para entrar en el modelo DEA. El punto de parada del procedimiento propuesto es alcanzado y el modelo DEA para evaluar la eficiencia de los programas de post-graduación deberá estar compuesto del *input* PROF y de los *outputs* MEST, PROJ y PUB.

Cuando comparamos con los resultados del problema abordado por Angulo-Meza (1998), Angulo-Meza y Lins (1999) y Angulo-Meza et al. (2003) se verifica que la ordenación de las DMUs exhibe algunas semejanzas, siendo prácticamente idéntica para las menos eficientes y para las más eficientes.

Ordenación según el Método Propuesto	Ordenación por Evaluación Cruzada
PET	PET
PEQ	PESC
PEB	PEQ
PESC	PEL
PPE	PPE
PEP	PEB
PEL	PEC
PEC	PEP
PEN	PEMM
PENO	PEN
PEMM	PENO
PEM	PEM

Tabla 4: Ordenaciones de las DMUs según los dos métodos

Si se hiciera una división de las DMUs en tres categorías (problemática de la división en clases - $P\beta$) se puede notar una gran semejanza entre la composición de las clases obtenidas por los dos métodos. Además, se puede notar una concordancia de los métodos en la identificación de la peor y de la mejor DMU (menor y mayor eficiencia, respectivamente).

Asimismo, se debe destacar que en la ordenación por evaluación cruzada las variables MEST y DOC fueron agregadas en un único output. Esto puede justificar algunas de las discordancias entre los dos abordajes.

6. CONCLUSIONES

El uso de un modelo multicriterio para la selección de variables a ser incorporadas al modelo DEA permite una buena ordenación, sin gran perjuicio del ajuste de las DMUs a la frontera de eficiencia. Además, los resultados son consistentes con los obtenidos con otros métodos para mejorar la ordenación, tal como aquellos obtenido con el método de evaluación cruzada aplicado al mismo estudio de caso.

El método propuesto en este artículo se muestra útil principalmente en casos de evaluación de eficiencia en los que sea necesario el uso de un pequeño número de DMUs y haya disponibilidad de un gran número de variables (*inputs* y *outputs*).

Este artículo contribuye, de forma innovadora, para llenar un vacío existente en la literatura sobre DEA, en lo que se refiere a la selección de variables a ser utilizadas en el modelo. Los pocos artículos que presentan

métodos que no son dependientes exclusivamente de la opinión de especialistas, abordan estadísticamente la selección de variables.

Por último, se debe resaltar que el método propuesto solamente es válido cuando se pretende utilizar el abordaje DEA como una herramienta multicriterio en la problemática $P\gamma$. Se debe tener en cuenta que el método propuesto en este artículo tiene inconvenientes cuando el objetivo es un abordaje tradicional de eficiencia y productividad, debido a que, en este tipo de análisis, se debe buscar la mejor relación causal entre *inputs* e *outputs*. Al realizarse una ponderación entre adherencia a la frontera (que refleja la relación causal) y una ordenación con menos empates (que no considera la relación causal), el método aquí mostrado conduce a una relación causal menor que en otros métodos, como el de Lins y Moreira (1999). Por otro lado, como es evidente, evita el problema del exceso de DMUs con eficiencia máxima.

Agradecimientos

Al CNPq (proceso 301095/2003-5) y a la "Fundação Euclides da Cunha" por el apoyo financiero.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ANDERSEN, P., PETERSEN, N.C. (1993): "A PROCEDURE FOR RANKING EFFICIENT UNITS IN DATA ENVELOPMENT ANALYSIS". *Management Science* – Vol. 39 – pgs. 1261,1264.
2. ANGULO-MEZA, L. (1998): DATA ENVELOPMENT ANALYSIS NA DETERMINAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DA COPPE/UFRJ. Tese de Mestrado, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
3. ANGULO-MEZA, L., GOMES, E.G., BIONDI NETO, L., COELHO, P.H.G. (2003) "AVALIAÇÃO DO ENSINO NOS CURSOS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA: UM ENFOQUE QUANTITATIVO DE AVALIAÇÃO EM CONJUNTO". *Engevista* – Vol. 5 – No. 9 – pgs. 41,49.
4. ANGULO-MEZA, L., LINS, M.P.E. (1999): "DATA ENVELOPMENT ANALYSIS NA DETERMINAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DA COPPE/UFRJ". *Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional – Minas Gerais*.
5. BANA E COSTA, C.A., CORREA, E.C. (2000): "APOIO MULTICRITÉRIO À ELABORAÇÃO DO PLANO DE MÉDIO PRAZO 1999-2002 DA CÂMARA MUNICIPAL DO PORTO". *Actas do 9º Congresso da APDIO – Portugal* – pgs. 82.

6. BARBA-ROMERO, S., POMEROL, J.C. (1997): DECISIONES MULTICRITERIO: FUNDAMENTOS TEÓRICOS Y UTILIZACIÓN PRÁCTICA. Colección de Economía, Universidad de Alcalá – Spain.
7. BELTON, V., STEWART, T. J. (1997): “DEA AND MCDA: COMPETING OR COMPLEMENTARY APPROACHES?”. Working Paper – University of Strathclyde – Scotland.
8. BOUYSSOU, D. (1999) “USING DEA AS A TOOL FOR MCDM: SOME REMARKS”. Journal of the Operational Research Society – Vol. 50 – pgs. 974,978.
9. CHARNES, A., COOPER, W.W., RHODES, E. (1978): “MEASURING THE EFFICIENCY OF DECISION MAKING UNITS”. European Journal of Operational Research – Vol. 2 – pgs. 429,444.
10. FARINACCIO, F., OSTANELLO, A. (1999): “EVALUATION OF DEA VALIDITY AS A MCDA/M TOOL: SOME PROBLEMS AND ISSUES”. Technical Report TR-99-06 – Dipartimento de Informatica – Università di Pisa – Itália.
11. FRIEDMAN, L., SINUANY-STERM, Z. (1998): “COMBINING RANKING SCALES AND SELECTING VARIABLES IN THE DEA CONTEXT: THE CASE OF INDUSTRIAL BRANCHES”. Computers and Operations Research – Vol. 25 – pgs. 781,791.
12. GOMES, L.F.A.M., GONZÁLEZ-ARAYA, M.C., LINS, M.P.E. (2000): “A INTEGRAÇÃO ENTRE A ANÁLISE DE ENVOLTÓRIA DE DADOS E O APOIO MULTICRITÉRIO À DECISÃO – UMA REVISÃO PARTE I: JULGAMENTOS E RESTRIÇÕES”. Pesquisa Naval – Vol. 13 – pgs. 41,49.
13. GOMES, L.F.A.M., GONZÁLEZ-ARAYA, M.C., LINS, M.P.E. (2001): “A INTEGRAÇÃO ENTRE A ANÁLISE DE ENVOLTÓRIA DE DADOS E O APOIO MULTICRITÉRIO À DECISÃO – UMA REVISÃO PARTE II: PREFERÊNCIAS E PROBLEMÁTICAS”. Pesquisa Naval – Vol. 14 – pgs.157,163.
14. LINS, M.P.E., ANGULO-MEZA, L. (2000): ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS E PERSPECTIVAS DE INTEGRAÇÃO NO AMBIENTE DO APOIO À DECISÃO. Editora da COPPE/UFRJ – Rio de Janeiro – pgs. 53,63.
15. LINS, M.P.E., MOREIRA, M.C.B. (1999): ‘MÉTODO IO STEPWISE PARA SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EM MODELOS DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS’. Pesquisa Operacional – Vol. 19 – pgs. 39,50.

16. RANGEL, L.A.D., LINS, M.P.E., GOMES, L.F.A.M. (1999): "AGREGAÇÃO PARCIAL DAS EFICIÊNCIAS DAS UNIDADES DECISÃO EM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS". Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional – Minas Gerais.
17. ROY, B., BOUYSSOU, D (1993): AIDE MULTICRITÉRE À LA DÉCISION: MÉTHODES ET CAS. Economica – Paris.
18. SARKIS, J. (2000): "A COMPARATIVE ANALYSIS OF DEA AS A DISCRETE ALTERNATIVE MULTIPLE CRITERIA DECISION TOOL". European Journal of Operational Research – Vol. 123 – pgs. 543,557.
19. SEXTON, T.R. (1986): "THE METHODOLOGY OF DEA". In: Silkman, R.H. (ed) Measuring Efficiency: An Assessment of DEA – Jossey Bass Inc. – pgs. 7,29.
20. SOARES DE MELLO, J.C.C.B., GOMES, E.G., LETA, F.R., RODRIGUES, R.B.V. (2003) "CONCEITOS BÁSICOS DO APOIO MULTICRITÉRIO À DECISÃO E SUA APLICAÇÃO NO PROJETO AERODESIGN". Engevista – Vol. 5 – No.8 – pgs. 22,35.
21. SHUTLER, M.F. (2000): "THE MEASUREMENT OF PERFORMANCE IN PUBLIC AND PRIVATIZED INDUSTRIES". Actas do 9º Congresso da APDIO – Portugal – pg. 33.

Dirección para correspondencia:

*Departamento de Ingeniería de Producción – Universidad Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, São Domingos, CEP: 24210-240, Niterói, RJ, Brasil*