

CLASIFICACIÓN DE LOS DEPARTAMENTOS UNIVERSITARIOS POR PERFILES DE ACTIVIDAD A PARTIR DEL ANÁLISIS DE FRONTERA ESTOCÁSTICA

Moreno Sáez, Alfredo

Trillo del Pozo, David*

Universidad Rey Juan Carlos

ABSTRACT

En el ámbito de los estudios de eficiencia aplicados a la universidad, se ha extendido más el uso de los modelos no paramétricos orientados a la maximización del output que el de los modelos paramétricos. Frente a los primeros, los modelos de regresión aportan la posibilidad de conocer la causalidad entre inputs y outputs y contrastar la significación de los parámetros de ajuste, y al mismo tiempo introducir un término de error no atribuible a las ineficiencias. En contrapartida, la principal crítica que suelen recibir consiste en la necesidad de seleccionar la forma funcional objeto de ajuste y la distribución de probabilidad asignada a los errores.

En el trabajo, se presentan, en primer lugar, las diferentes aproximaciones para la medición de la eficiencia de las universidades y las razones para la selección de modelos adaptados a datos de panel y efectos fijos, estimados por funciones de máxima verosimilitud. A continuación se analizará la naturaleza de la función de producción relativa a los programas de docencia e investigación de la Universidad Politécnica de Cataluña en el periodo 1995-1999. En línea con la Planificación Estratégica, la UPC está intentando crear perfiles de profesores con orientación docente, mixta o investigadora que permitan una asignación más eficiente de los recursos. De forma similar, clasificaremos a los Departamentos en función de los resultados obtenidos en los análisis de la calidad de la docencia e investigación y la capacidad de transferencia al exterior de la tecnología. El objetivo es estudiar su homogeneidad a través de la especialización en los diferentes programas.

*e-mail: saez@poseidon.fcjs.urjc.es; trillo@poseidon.fcjs.urjc.es

1. EL ANÁLISIS DE LA EFICIENCIA PRODUCTIVA DE LAS UNIVERSIDADES

Sobre la base teórica establecida en el trabajo de Farrell (1957) se han desarrollado los denominados estudios de frontera, cuya finalidad es obtener una función de producción o de costes “óptima” respecto de la cual se calculan las desviaciones o ineficiencias de cada institución evaluada. Como es bien conocido, la frontera de referencia puede calcularse mediante dos tipos de aproximaciones, el análisis de frontera no paramétrica, denominado análisis envolvente de datos¹ –DEA-, o los análisis de frontera paramétrica. Nos centraremos en este último método que servirá de base a la aplicación de este trabajo. A través de este procedimiento se evaluará la eficiencia técnica o productiva de cada unidad, es decir, cuál es el grado de producción obtenido por la misma a partir de unos niveles determinados de inputs, independientemente de su coste, y qué porcentaje representa respecto al nivel potencial o frontera. Las razones para la selección de esta técnica de medición se deben a la menor atención que ha recibido en España y en el ámbito de la economía de la educación y a que ofrecen la posibilidad de obtener una interesante información sobre la causalidad entre las variables de input y output, así como calcular la eficiencia de las unidades a través de un panel de datos.

El desarrollo de estos modelos² 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 ³. La estructura de los errores es doble; el término v recoge la presencia de errores aleatorios, por lo que se supone que sigue una distribución normal $(0, \sigma^2)$. El término u recoge la ineficiencia técnica de la empresa, para lo cual se realizan supuestos de seminormalidad o distribuciones

¹ El análisis DEA utiliza la programación lineal para calcular combinaciones lineales a partir de las mejores observaciones o extremos del conjunto convexo de producción.

² En las estimaciones 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 mediante la esperanza de los errores atribuibles a las ineficiencias ($-U_i$) condicionadas al valor del error total. Los trabajos de Batesse y Coelli (92, 95) y Kumbhakar (1990), entre otros, supusieron una extensión de los modelos anteriores para el supuesto de panel data y efectos fijos o variables en el tiempo. En el modelo de Batesse y Coelli además se relaja el supuesto de que la esperanza del error debido a las ineficiencias (μ) tome el valor cero.

³ A pesar de las ventajas presentadas presentan el inconveniente de que es preciso suponer una forma funcional que determine las elasticidades de la variable de producción respecto a los inputs, así como una distribución específica de probabilidades para los residuos. Estas limitaciones no se presentan en los modelos no paramétricos, aunque éstos son bastantes sensibles a las observaciones extremas.

normales truncadas en el valor cero⁴. Para incluir modelos no lineales y este supuesto de división de los errores se acude a la estimación de máxima verosimilitud.

En el ámbito de la educación superior se han realizado diferentes aplicaciones desde el punto de vista de los costes de las instituciones de enseñanza superior en Estados Unidos y Reino Unido como los de Cohn, E. Et al. (1989), De Groot et al. (1991), Glass, J. C. et al. N. (1995), Johnes, G. (1995), Johnes, G. (1997) y Dundar, H. y Lewis, D. R. (1995). Sin embargo, la aportación de la literatura en lo que concierne a la función de producción científica de los departamentos universitarios está mucho más desarrollada en el ámbito del análisis envolvente de datos, donde se han realizado aplicaciones con los datos de los Departamentos de una sola universidad (Sinuany-Stern, Z. et al. (1994)) o con una muestra homogénea de Departamentos de diferentes Universidades (Johnes, G. y Johnes, J. (1993), Beasley (1990), Athanassopoulos y Shale (1997), Sarrico y otros (2000))⁵. En este trabajo se analizará la eficiencia técnica derivada de la docencia y de la producción científica de los Departamentos de la Universidad Politécnica de Cataluña (en adelante, UPC).

En cuanto a la naturaleza de las variables que se utilizan en este tipo de análisis depende de la orientación de los modelos. En general se suelen incluir como inputs los recursos humanos, las variables presupuestarias y determinadas variables proxies de valoración del capital o infraestructuras. Por otro lado, se utilizan como outputs diferentes variables de cantidad o calidad en la producción científica, como el número de publicaciones o su ponderación en función del grado de impacto de las publicaciones periódicas, o en la producción docente (el número de alumnos o sus resultados académicos).

2. SELECCIÓN DE VARIABLES Y ESPECIFICACIÓN DEL MODELO

En este trabajo analizaremos de forma separada la eficiencia obtenida por los departamentos de la Universidad Politécnica de Cataluña en la realización de los programas de docencia, investigación, transferencia de tecnología. Dicha Universidad ha emprendido un proceso de planificación estratégica desde 1994, lo que ha permitido la elaboración de indicadores de actividad que se toman como base para las decisiones de gestión académica y

⁴ De este modo se obliga a que las ineficiencias sean positivas o cero.

⁵ En España, además pueden citarse los trabajos de García Valderrama, T. (1996) Caballero, R. y otros (1997), González, C. y otros (1999) y Cabrera, M. (2000) sobre la eficiencia de los departamentos medida a través del modelo envolvente de datos.

presupuestaria. Para la realización de este estudio hemos contado con el apoyo material y los comentarios de la Oficina de Programación Técnica de la UPC.

El primer input que se ha seleccionado para el análisis es el número de profesores doctores a tiempo completo (PROFDOC), agrupando como tales a los Catedráticos de Universidad, Titulares de Universidad, y Catedráticos de Escuela⁶. Por otra parte, se han agrupado a los profesores no doctores a tiempo completo en la segunda variables de input (PROFNDOC), sumando los profesores a tiempo completo titulares de escuela universitaria y asociados, así como los ayudantes de segundo ciclo. En el caso de las publicaciones se utiliza adicionalmente la variable FONDINV, que recoge los ingresos recibidos en el ejercicio, gestionados a través del Centro de Transferencia de Tecnología, para la realización de proyectos de investigación.

Para definir una variable representativa de toda la actividad de investigación se utilizarán los puntos PAR, que es indicador de las investigaciones desarrolladas por la UPC ponderadas por su impacto científico. La componente más importante dentro del indicador es la cifra de publicaciones notables indexadas en el Journal of Citation Reports, que aparecen ponderadas por el índice de impacto del Science Citation Index. Además aparecen, igualmente ponderadas, otras actividades que permiten compensar parcialmente la escasa presencia en el citado Journal de los departamentos menos experimentales, tales como actividades en congresos internacionales o nacionales, Tesis doctorales, publicaciones de libros y capítulos o los premios científico técnicos y arquitecturas.

Otra dimensión de la actividad universitaria es la posibilidad de captar fondos procedentes de convenios y proyectos de investigación (transferencia de tecnología). La UPC utiliza el indicador de puntos PATT que recoge una puntuación atribuida a los ingresos obtenidos a través de dichos proyectos. En esta universidad existe una lógica conexión entre la obtención de proyectos y la cifra de investigaciones de los departamentos⁷.

La última faceta que cabe medir es la dimensión docente. En este caso hemos optado por incluir una variable que permita aproximarse a la calidad de la misma. Para ello se ha utilizado la valoración positiva de los alumnos en la encuesta de valoración docente. Este indicador plantea sus inconvenientes, puesto que las decisiones de los alumnos pueden depender

⁶ En este caso no existe la obligación legal de estar en posesión del título de doctor, aunque era un número no demasiado significativo y nos resultaba más coherente incluirlos con el grupo de numerarios doctores que en el grupo mayoritariamente formado por asociados a tiempo completo.

⁷ La suma total de puntos PAR en el periodo tiene una correlación aproximada de un 56% con los puntos PATT.

de la aridez de la asignaturas por estudios, de la probabilidad de obtener un aprobado en las asignaturas impartidas por el departamento y de otros factores de carácter coyuntural⁸. Para compensar estas deficiencias se ha analizado el número anual de profesores evaluados positivamente en cada Departamento (EVAL) y se ha estudiado su estabilidad en el tiempo. Mediante lo primero se amplían las asignaturas y estudios en los que son evaluados los profesores de los departamentos, aunque las diferencias continúen existiendo para determinados departamentos, especialmente los relacionados con las ingenierías, cuyos niveles medios de dificultad en los estudios superan al resto⁹. El uso de la puntuación en el tiempo es otra vía que puede atemperar las bajas calificaciones obtenidas coyunturalmente por los profesores de un departamento.

Para tener en cuenta los posibles errores de medida e incluir el último supuesto se ha utilizado el modelo de Battese y Coelli (1992) para datos de panel y efectos fijos, que incorpora perturbaciones de carácter aleatorio y permite la obtención de una única clasificación de eficiencia para todos los datos. La frontera de observaciones eficientes se obtiene a partir de la estructura de los errores propuesta por Lovell y otros (1982), haciendo depender al término de ineficiencias de una función η que representa la evolución de las ineficiencias en el tiempo. Dicho parámetro recoge un función de evolución de las eficiencias, que también puede ser objeto de análisis. En nuestro caso, como se maneja una serie relativamente corta, 1995-1999, hemos preferido suponer efectos fijos ($\eta = 1$), que equivaldría a suponer la imposibilidad de aprendizaje del gestor sobre los resultados de etapas anteriores. La estructura de producción, definida para cada institución i y periodo t evaluado, quedaría de la siguiente forma:

$$Y = f(X; \beta) + E_{it}$$

$$E_{it} = V_{it} - \eta \cdot U_{it}$$

Donde $f(X; \beta)$ suponemos que tiene la siguiente forma funcional:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \ln X1 + \alpha_2 \cdot \ln X2$$

⁸ Aunque no se incluye en este estudio la Oficina que suministró las estadísticas afirma que este indicador no depende de la aridez de la asignatura ni de la facilidad en la obtención del aprobado.

⁹ Sin embargo, dichas diferencias no parecen ser tan importantes para el análisis puesto que una parte importante de las ingenierías resultan bien valoradas a pesar de que los dos primeros años de sus estudios tiene un alto grado de suspensos.

Que es la forma logarítmica de la función Cobb-Douglas¹⁰. A partir de esta forma funcional, se analizarán tres modelos de regresión cuya variable explicada de producción Y será, respectivamente, PAR, PATT y EVAL. En el caso del indicador de investigación PAR se añade un tercer término a la derecha de la igualdad ($\alpha_2 \ln X_3$), para introducir la influencia sobre la producción científica de los ingresos recibidos por transferencia de tecnología. Dicho indicador puede utilizarse igualmente como output en la medida en que sirve para aproximarse al reconocimiento por parte de las entidades financiadoras del potencial de investigación de un departamento. Por este motivo no se incluye como input en el modelo cuya variable dependiente es la cifra de PATT o puntos por transferencia de tecnología¹¹. En el caso de la evaluación docente no consideramos conveniente hacerla depender de unos ingresos exclusivamente vinculados a la investigación.

En la Tabla III del Anexo, se presentan los principales resultados del análisis. Respecto al modelo de regresión que explica las publicaciones, se observa que tanto las dos categorías de profesores que se han considerado como explicativas (especialmente los profesores doctores) como los fondos para la realización de proyectos son influyentes sobre la variable explicada¹². Respecto al modelo explicativo de la transferencia de tecnología medida a través de los puntos PATT, únicamente resulta influyente el número de profesores doctores, al contrario de lo que ocurre con el modelo de regresión de la evaluación docente, donde únicamente resulta influyente el número de profesores no doctores.

3. AGRUPACIÓN DE LAS CLASIFICACIONES POR ESPECIALIZACIÓN PRODUCTIVA

Uno de los problemas que se plantean cuando se analiza la eficiencia productiva de los Departamentos de una misma universidad es que pueden existir heterogeneidades en cuanto a la especialización productiva de los mismo. Precisamente para estudiar este problema hemos realizado un análisis de eficiencia independiente para cada una de las tres actividades citadas en el apartado anterior. Partiendo de las tres clasificaciones de eficiencia obtenidas para los 38 departamentos de la UPC se han agrupado a los departamentos evaluados a través de un análisis

¹⁰ En la mayoría de estos análisis se acude a una especificación translog, que relaja la condición de elasticidad de sustitución constante entre los inputs. El problema que plantea esta especificación es que genera variables muy correlacionadas entre sí con lo que las estimaciones de los parámetros (si las variables de input tienen cierta correlación entre sí)

¹¹ De hecho la variables de ingresos por transferencia de tecnología y los puntos PATT son la misma variable desde el punto de vista estadístico.

¹² El coeficiente relativo a los profesores no doctores tiene asociado un estadístico t de 1,9, con lo que se aceptará su significación individual al 90%, pero se rechazará al 95%.

cluster¹³ de carácter jerárquico, identificando el número aproximado de grupos en los que pueden clasificarse a través del dendograma incluido en el anexo. El objetivo de este análisis es establecer unos perfiles que definan la especialización productiva de los departamentos, estudiando especialmente las interrelaciones entre la calidad de la docencia y de la investigación.

A partir de los resultados del análisis de conglomerados jerárquicos, considerando cinco posibles agrupaciones de los departamentos según sus índices de eficiencia¹⁴, se obtienen los centros de cada conglomerado a partir de los que se calculan las distancias de cada una de las observaciones. Dichos centros permiten obtener una interpretación de las variables más influyentes en la clasificación de los departamentos en el grupo en el que han resultado incluidos. En el cuadro 2 definimos los perfiles de actividad a través de estos grupos.

Cuadro 1: Centros de los conglomerados finales

	Conglomerado				
	1	2	3	4	5
EFPAR	60.2588303%	79.5676881%	75.31309750%	37.6999892%	26.3024947%
EFPATT	75.2563987%	25.6815314%	27.08974950%	18.3092466%	22.2844601%
EFEVALA	34.8222360%	32.2526269%	73.05558650%	48.8729140%	24.5065705%

¹³ Se ha realizado un cluster jerárquico mediante el método de vinculación intergrupos, utilizando como medida de la separación entre las observaciones la distancia euclídea. En este método se construye una sucesión de particiones en n clases, $n-1$ clases, $n-2$ clases, etc., embutidas las unas en las otras, de la siguiente manera: la partición en k clases se obtiene agrupando dos de las clases de la partición en $k + 1$ clases. Hay por tanto un total de $n - 2$ particiones a determinar ya que la partición en n clases es aquella en la que cada individuo está aislado y la partición en una clase no es otra que la unión de todos los individuos. Se habla de clasificación jerárquica o de jerarquía, porque cada clase de una partición está incluida en una clase de la partición siguiente. La sucesión de las particiones obtenidas es representada usualmente bajo la forma de un árbol de clasificación, también llamado dendograma. Una descripción más extensa del método se contiene en Cuadras (1981) o Benzécri, J.P. (1984).

¹⁴ Además de la detección del número de grupos a partir del dendograma se realizaron pruebas con un número de grupos entre tres y seis. La elección de cinco grupos era la que proporcionaba resultados más claramente interpretables para la creación de los perfiles de departamentos. Con seis existía un grupo de un solo departamento y con menos de cinco no se detectaban aquellas unidades con un comportamiento por encima de la media en las clasificaciones de evaluación docente.

Cuadro 2: Perfiles de actividad de los Departamentos de la UPC

Grupo * Tabla II anexo	Perfil	% Departamentos.
1	ORIENTADO A LA TRANSFER. TECNOLOGÍA	7.89%
2	ORIENTADO A LA INVESTIGACIÓN	50.00%
3	MIXTO INVESTIGACIÓN-DOCENCIA	5.26%
4	ORIENTADO A LA DOCENCIA	15.79%
5	BAJA PRODUCTIVIDAD	21.05%

El primer grupo incluiría a los departamentos con un alto nivel de transferencia de tecnología y niveles sobre la media en las otras dos actividades. El segundo, tiene un nivel alto en la calidad de sus publicaciones y niveles cercanos a la media en los otros dos índices. El tercero recogería a aquellos departamentos con buenos resultados en publicaciones y evaluación docente y en la media en obtención de proyectos. Entre los tres primeros grupos encontraríamos aproximadamente al 63% de las unidades evaluadas. Por otra parte, el cuarto grupo sirve para identificar a los departamentos con buen comportamiento en docencia y claramente por debajo en las otras dos actividades¹⁵. El último conglomerado agruparía a las unidades con resultados por debajo de la media en los tres indicadores considerados en el estudio, especialmente en el aspecto de la investigación. Más del 20% de los departamentos forman parte de ese grupo. En la tabla II del anexo se recoge la pertenencia de cada unidad a cada uno de los grupos.

4. REFLEXIONES FINALES

Mediante el presente trabajo hemos abordado el problema de la homogeneidad de las unidades muestrales, que frecuentemente se plantea en los estudios de eficiencia. La utilización del análisis cluster para agrupar los resultados obtenidos por los departamentos a partir de diferentes programas que resumen su actividad docente e investigadora es un método que permite identificar grupos de comportamientos de las unidades evaluadas. Dicha información podría ser de utilidad para la planificación de objetivos concretos teniendo en cuenta el grupo en el que se clasifica la unidad.

Por otra parte, en el presente estudio hemos optado por la utilización de modelos estocásticos con datos de panel para contemplar la posibilidad de errores distintos de las ineficiencias y, al mismo tiempo, incluir un número mayor de observaciones. Este tipo de análisis puede aportar una información adicional a la que suministra el análisis de ratios como el

¹⁵ En este grupo pueden encontrarse unidades que “a priori” son menos homogéneas desde el punto de vista de la investigación, en la medida en que no tienen un nivel alto de publicaciones, así como otras cuya relación de input y outputs por investigación les conduce a obtener niveles bajos de eficiencia.

de productividad científica por profesor p.e., como el análisis de la causalidad entre inputs y outputs y la obtención de una clasificación de eficiencia para todos los años. Aunque en este estudio no se ha realizado, a partir del modelo presentado se puede estudiar la significación del parámetro que refleja la evolución de las eficiencias en el tiempo. Un aspecto que completaría aún más el análisis sería introducir una frontera que midiese la eficiencia conjunta en los tres programas presentados. En el caso de los modelos estocásticos este supuesto requiere la especificación de una función distancia con restricción a los parámetros. En este aspecto estamos trabajando en estos momentos.

5. 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
- 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.
- Beasley, J. E. (1995): Determining teaching and research efficiencies. *Journal of the Operational Research Society* nº 46, pp. 441-452.
- Benzécri, J.P. (1984). *L'analyse des données*, Tome 1: La Taxinomie. Tome 2: L'analyse des correspondances. DUNOD, Paris.
- 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.
- Cuadras, C. M. (1981). *Métodos de análisis multivariable*. Eunibar, Barcelona.
- 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.
- 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.
- 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.

- Johnes, G. (1995): Multi-product cost functions and the funding of tuition in UK universities. Working Paper, The Management School, Lancaster University
- Johnes, G. y Johnes, J. (1993): Measuring the research performance of UK Economics Departments: an application of Data Envelopment Analysis. *Oxford Economic Papers* n° 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
- Meeusen, W. y Van Den Broeck, J. (1977): Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error. *International Economic Review*, vol. 18, n° 2 June, pp. 435-444.
- 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.
- 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* n° 3, pp. 167-203
- Sinuany-Stern, Z.; Mehrez, A. y Barboy, A. (1994): Academic departments efficiency via DEA. *Computers & Operations Research*, Vol. 21 n° 5, pp. 543-556.
- Universitat Politècnica de Catalunya (1994-2000): Dades estadístiques i de gestió. Oficina Tècnica de Programació.

EFPAR	EFPATT	EFEVAL	Grupos=5	Dist. centro
61.10%	85.09%	37.24%	1	0.000
92.46%	37.72%	25.91%	2	23.745
72.10%	11.61%	47.06%	2	27.692
71.92%	36.79%	56.05%	3	39.747
12.68%	35.11%	26.65%	5	0.000
88.11%	42.70%	23.39%	2	27.388
76.57%	28.85%	15.75%	2	17.012
83.98%	53.86%	28.01%	2	38.686
38.91%	15.63%	25.36%	5	32.696
82.44%	27.83%	44.26%	2	24.934
57.74%	84.01%	29.57%	1	8.441
33.45%	22.88%	41.17%	5	0.000
92.40%	44.78%	26.89%	2	23.745
38.52%	11.16%	39.24%	4	27.692
47.69%	43.54%	16.67%	5	39.747
37.95%	7.24%	34.18%	4	0.000
12.73%	7.16%	21.23%	5	27.388
19.61%	2.99%	44.27%	4	17.012
3.61%	13.88%	21.78%	5	38.686
76.83%	7.30%	33.24%	2	32.696
80.40%	12.37%	43.70%	2	24.934
74.51%	42.00%	27.86%	2	8.441
75.27%	24.62%	30.12%	2	28.141
55.63%	31.93%	21.39%	2	30.548
71.61%	2.19%	32.87%	2	32.593
64.51%	4.30%	30.72%	2	37.370
81.81%	8.54%	48.20%	2	38.341
60.13%	18.86%	47.42%	4	28.465
36.13%	26.96%	6.55%	5	35.368
83.08%	32.77%	31.53%	2	23.596
32.10%	53.19%	56.72%	4	15.496
78.71%	17.39%	90.06%	3	21.678
82.24%	40.33%	42.49%	2	28.784
84.60%	15.55%	22.67%	2	0.000
61.94%	56.67%	37.65%	1	28.439
37.89%	16.42%	71.40%	4	0.000
93.25%	18.71%	36.72%	2	16.800
25.21%	13.12%	36.64%	5	27.214
59.99%	27.79%	35.60%	PROMEDIO	

Tabla II. Clasificaciones de eficiencia y conglomerado de pertenencia con 5 grupos.

EFPAR			
	coefficient	standard-error	t-ratio
beta 0	2.50	0.80	3.11
beta 1	0.56	0.08	7.35
beta 2	0.13	0.07	1.90
beta 3	0.12	0.05	2.72
sigma-squared	3.56	1.36	2.62
Gamma	0.97	0.01	83.09
Mu	-3.72	1.43	-2.60
log likelihood function = -0.10700769E+03			

EFPATT			
	coefficient	standard-error	t-ratio
beta 0	18.04	0.52	34.70
beta 1	0.64	0.13	4.85
beta 2	-0.02	0.11	-0.20
sigma-squared	1.17	0.39	3.02
gamma	0.87	0.04	19.62
mu	1.44	0.41	3.50
log likelihood function = -0.15135186E+03			

EFEVAL			
	coefficient	standard-error	t-ratio
beta 0	2.16	0.42	5.15
beta 1	0.17	0.12	1.40
beta 2	0.22	0.08	2.71
sigma-squared	0.42	0.09	4.69
gamma	0.70	0.04	16.00
mu	1.08	0.16	6.91
log likelihood function = -0.11955017E+03			

Tabla III. Estimaciones de datos de panel por máxima verosimilitud, a partir del modelo de Battese y Coelli (1992).

* Nota:

Según la modelización de Battese and Corra (1977), tenemos que:

$$\sigma^2 = \sigma_u^2 + \sigma_v^2$$

$$\gamma = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_u^2 + \sigma_v^2}$$

Es decir, σ^2 es la varianza total del término de error del modelo de regresión, mientras que γ es la proporción de la varianza del término estocástico de ineficiencia respecto a la varianza total.

