

ISSN: 2594-0937

REVISTA ELECTRÓNICA MENSUAL

Debates sobre Innovación

DICIEMBRE
2019

VOLUMEN 3
NÚMERO 1

XVIII Congreso Latino Iberoamericano de Gestión Tecnológica
ALTEC 2019 Medellín



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA
METROPOLITANA
Unidad Xochimilco



MEGI
MAESTRÍA EN ECONOMÍA, GESTIÓN
Y POLÍTICAS DE INNOVACIÓN



LALICS

LATIN AMERICAN NETWORK FOR ECONOMICS OF LEARNING,
INNOVATION AND COMPETENCE BUILDING SYSTEMS

La eficiencia técnica de las medianas empresas de manufactura de Quito

Juan Marcelo Ibujés Villacís

Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ciencias Administrativas, Ecuador
juan.ibujes@epn.edu.ec

Resumen

La fabricación y comercialización de productos a nivel mundial, donde la competencia por el mejor precio es una característica importante para el acceso a los mercados, demanda que las organizaciones empresariales gestionen sus recursos y capacidades de una manera eficaz y eficiente. Es por ello que, el objetivo de esta investigación consistió en determinar los niveles de eficiencia técnica (ET) con los que operan las medianas empresas (MEs) del área de manufactura de Quito, Ecuador. Las compañías objeto del estudio están domiciliadas en Quito, pertenecen al clasificador C según la clasificación internacional industrial uniforme y vienen operando al menos cinco años consecutivos. La metodología aplicada en el estudio tiene un diseño no experimental, transversal y con alcance descriptivo. Se trabajó con la información financiera de 54 MEs de una población de 245 registradas hasta el año 2017 y se determinó el índice de ET mediante la técnica de análisis envolvente de datos. Los resultados permitieron establecer que, considerando rendimientos constantes de escala (RCE), las MEs de manufactura Quito, trabajan con una ET promedio entre el 83,1% y 91,1%; y para rendimientos variables de escala (RVE), la ET promedio está entre 94,3% y 98,4%, en ambos casos con un 95% de nivel de confianza. Además, en el caso de RCE el 31% de compañías trabaja con la máxima eficiencia, mientras que en el caso de RVE, representan el 78%. Como conclusión se determinó que apenas el 4% de las MEs del área de manufactura operan con baja eficiencia, situación que en el futuro podría tener un impacto positivo en la mejora de su nivel de productividad y competitividad local e internacional.

Palabras clave: Análisis envolvente de datos, eficiencia técnica, eficiencia de escala, frontera eficiente, medianas empresas.

Código JEL: C02, C67, D24, L81, M21.

The technical efficiency of the medium-sized manufacturing companies of Quito

Summary

The manufacture and marketing of products worldwide, where competition for the best price is an important feature for market access, demands that business organizations manage their resources and capacities in an efficient and effective manner. That is why, the objective of this research was to determine the levels of technical efficiency (TE) with which medium-sized enterprises (MEs) work in the manufacturing area of Quito, Ecuador. The companies that are the object of the study are domiciled in Quito, they belong to classifier C according to the Uniform International Industrial Classification and they have been working for at least five consecutive years. The methodology applied in the study has a non-experimental, transversal design with a descriptive scope. We worked with the financial information of 54 MEs from a population of 245 registered until 2017

and the TE index was determined using the data envelopment analysis technique. The results allowed to establish that, considering constant returns of scale (CRS), the MEs of Quito manufacture, work with an average TE between 83.1% and 91.1%; and for variable returns of scale (VRS), the average ET is between 94.3% and 98.4%, in both cases with a 95% confidence level. In addition, in the case of CRS, 31% of companies work with maximum efficiency, while in the case of VRS they represent 78%. As a conclusion, it was determined that only 4% of MEs in the manufacturing area operate with low efficiency, a situation that in the future could have a positive impact on improving their level of productivity and local and international competitiveness.

Keywords: Data envelopment analysis, bootstrap, technical efficiency, scale efficiency, efficient frontier, medium enterprises.

JEL code: C02, C67, D24, L81, M21.

1. INTRODUCCIÓN

La globalización internacional entendida como un modo del desarrollo social y especialmente económico, ha sido posible gracias a una profunda innovación tecnológica (Castells, 1996), situación que ha permitido a las empresas hacerse más competitivas en el mercado. Una vez que las organizaciones han ido adoptando nuevas tecnologías y creando nuevas infraestructuras para la producción, ha surgido la necesidad de conocer en qué medida la utilización de recursos y capacidades en que han invertido, ha sido eficiente.

Tal es así que, según el análisis financiero la gestión de un negocio suele ser valorada por la eficiencia, calculada a través de ratios que establecen relaciones entre una determinada salida y una entrada. Cuando se utilizan este tipo de medidas, el problema principal que se plantea es la inexistencia de una única ratio que mida la eficiencia, ya que normalmente las organizaciones empresariales utilizan múltiples entradas (maquinaria, mano de obra, tecnología) para producir una o varias salidas (bienes o servicios).

Con esa consideración, para estimar la eficiencia técnica (ET) de las empresas se propone en este trabajo el método de análisis envoltante de datos (DEA, por sus siglas en inglés: *Data Envelopment Analysis*). Este método permite estudiar la ET u operacional de una empresa en relación con el comportamiento de otras similares, a partir de la construcción de una frontera eficiente mediante aproximaciones no paramétricas (Rubiera et al., 2003; Sueyoshi y Goto, 2018).

El método DEA permitirá evaluar la ET de las empresas que forman parte de esta investigación, considerando la premisa de que una compañía trabaja en forma eficiente cuando para un determinado nivel de consumo de recursos consigue maximizar el nivel de producción. El objeto de estudio serán las medianas empresas (MEs) del área de manufactura de Quito, Ecuador. Estas compañías son organizaciones empresariales que cuentan con 50 a 159 trabajadores, tienen ingresos brutos entre uno y cinco millones de dólares americanos (US\$), y tienen un volumen de activos entre US\$ 700.000 y US\$ 4.000.000 (SUPERCIAS, 2017).

Este trabajo se ha estructurado de la siguiente manera, en una primera parte se hace una revisión teórica del concepto de eficiencia técnica y método de cálculo; en la segunda parte se expone sobre la metodología aplicada para la estimación de los índices de eficiencia mediante el método DEA; en una tercera parte se presentan los resultados, y al final se hace una discusión de esos resultados y se explican las conclusiones y reflexiones finales del estudio.

2. LA EFICIENCIA TÉCNICA. ELEMENTOS TEÓRICOS

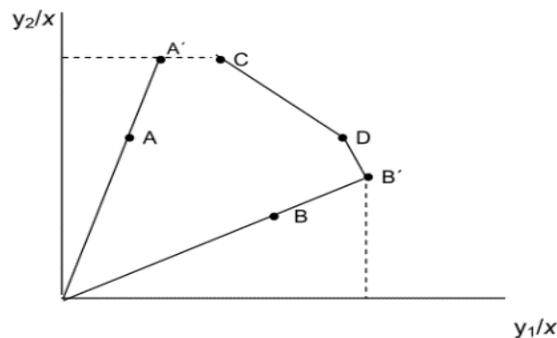
Según Cachanosky (2012), la ET se encuentra relacionada con el uso de la capacidad instalada y refleja si los recursos son explotados al máximo de su capacidad productiva o no; es decir, si los factores productivos están siendo usados al cien por ciento, o si hay capacidad ociosa. Farrell (1957) citado por Sánchez de Pedro (2013), aportó sustancialmente al estudio de la eficiencia, por un lado, desarrolló un método para el cálculo empírico de la eficiencia y; por otro, separó sus componentes en eficiencia técnica y eficiencia asignativa.

La eficiencia técnica se refiere a la eficiencia de transformación de los *inputs* en *output*, y la eficiencia asignativa (EA) a la proporción de *inputs* necesarios para generar el mínimo coste para la producción de un determinado nivel de *output*. Se puede decir de otra manera que, la ET consiste en la obtención del máximo producto dada una combinación específica de recursos o en el empleo de los recursos estrictamente necesarios para un nivel de producción.

Para determinar cuán eficiente es una empresa, lo que se hace es comparar esa compañía con respecto a lo que realizan sus similares. Farrell (1957) citado por Rubiera et al, (2003) es el precursor de estudios basados en esta idea, ya que determina empíricamente mediante cálculos algebraicos una frontera eficiente, la misma que está formada por la actuación de las mejores empresas observadas y que servirá como referencia para medir la eficiencia relativa de cada firma.

Dado que todas las unidades productivas situadas en la frontera son eficientes desde el punto de vista técnico, la medida de la ET dependerá de cuál es la unidad productiva eficiente elegida como referencia (Álvarez, 2001; Álvarez Pinilla, 2013; Santos et al., 2013). En la figura 1 se muestran los resultados obtenidos por cuatro compañías que utilizan una entrada (*input* en Inglés) para producir dos salidas (*outputs* en Inglés), A y B representan las compañías ineficientes, mientras que C y D son eficientes y conforman la frontera (Tofallis, 2001).

Figura 1. Representación de la frontera de eficiencia técnica.



Fuente: (Tofallis, 2001).

La estimación empírica de la frontera eficiente suele dividirse fundamentalmente en dos grandes grupos: aproximación paramétrica, no paramétrica y otra que es una combinación entre ambas definida como redes neuronales artificiales (Cordero, 2006). Los métodos no paramétricos no requieren la imposición de una forma determinada a la función de producción como los métodos paramétricos, siendo suficiente con la definición de un conjunto de propiedades formales que debe satisfacer el conjunto de posibilidades de producción. Este es el caso del DEA.

Según Charnes et al. (1979), el DEA es una herramienta no paramétrica que permite precisar la frontera tecnológica basada en unidades productivas o DMU (*Decision Making Unit* en Inglés) que, por sus buenos resultados son las que ejecutan las mejores prácticas productivas en relación a las otras unidades de la misma área de producción. Según los autores, esta metodología de análisis tiene dos ventajas fundamentales, por un lado, su mayor estandarización, y por otro, permite considerar múltiples *inputs* y *outputs*.

De acuerdo con Sherman y Zhu (2006), en un análisis DEA se realizan dos procesos simultáneamente mediante el uso de algoritmos de programación lineal: la obtención de la frontera eficiente y la estimación de la ineficiencia, que resulta ser relativa, por cuanto se compara cada organización con aquellas que operan con un valor similar de *inputs* y *outputs*. Según Sueyoshi y Goto (2018), el modelo original del DEA expresa que la eficiencia es una relación matemática entre la suma total ponderada de las salidas o resultados deseables y la suma total ponderada de las entradas. La estimación de la eficiencia debe hacerse comparándose empresas tecnológicamente similares, se compara entre la empresa evaluada y aquella que se encuentra en la frontera eficiente (Rubiera et al., 2003).

2.1 Método DEA-CCR

Uno de los métodos que utiliza el DEA para el cálculo de la eficiencia técnica es el desarrollado por Charnes et al, (1979) y se lo conoce como CCR en honor a sus autores, o también se le conoce como modelo de retornos constantes de escala (RCE). Mediante este método una empresa puede ser comparada con otras sustancialmente más grandes o más pequeñas (Rubiera et al., 2003).

Según Ramanathan (2003) y Sueyoshi y Goto (2018), este método se describe matemáticamente a través de las ecuaciones 1, 2 y 3 en la versión orientada al *input*, buscando maximizar los *outputs* y formando parte de una serie de cálculos de un algoritmo de programación lineal.

$$\text{Maximizar:} \quad h_o = \sum_{j=1}^s W_j Y_{j0} \quad \text{Ec. 1}$$

$$\sum_{i=1}^m V_i X_{i0} = 1 \quad \text{Ec. 2}$$

$$\text{Sujeto a} \quad \sum_{j=1}^s W_j Y_{jm} - \sum_{i=1}^m V_i X_{im} \leq 0 \quad \text{Ec. 3}$$

$$m = 1, 2, 3, \dots, n.$$

$$W_j \geq 0; j = 1, 2, \dots, s.$$

$$V_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, r.$$

2.2. Método DEA-BCC

Años más tarde, surgió el método DEA desarrollado por Banker et al, (1984) y se lo conoce como BCC en honor a sus autores o como modelo de retornos variables de escala (RVE). Este procedimiento calcula la eficiencia técnica pura y establece comparaciones entre empresas midiendo exclusivamente ineficiencias debidas a la gestión productiva. Además, mediante este método, una empresa es comparada con otras lo más similares posibles a su tamaño (Rubiera et al., 2003), lo que permite determinar la ET de grupos de empresas de diferente tamaño.

Este método se describe mediante las ecuaciones 4, 5 y 6 en su versión orientada al *input*, lo que significa que se busca maximizar los *outputs* y son la fuente de una serie de cálculos de un algoritmo de programación lineal.

$$\text{Maximizar:} \quad h_0 = \sum_{j=1}^s W_j Y_{j0} + C_0 \quad \text{Ec. 4}$$

$$\sum_{i=1}^m V_i X_{i0} = 1 \quad \text{Ec. 5}$$

$$\sum_{j=1}^s W_j Y_{jm} - \sum_{i=1}^m V_i X_{im} + C_0 \leq 0$$

$$\text{Sujeto a} \quad m = 1, 2, 3, \dots, n. \quad \text{Ec. 6}$$

$$W_j \geq 0; j = 1, 2, \dots, s.$$

$$V_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, r.$$

$$C_0 \text{ libre}$$

Las equivalencias de las variables en las ecuaciones 1, 2, 3, 4, 5 y 6 son:

- Y_{jo} : salida j de la DMU 0;
- X_{io} : entrada i de la DMU 0;
- W_j : peso para la salida j ;
- V_i : peso para la entrada i ;
- n : número de DMU;
- s : número de salidas;

r: número de entradas;
C₀: factor de escala.

La resolución del algoritmo de programación lineal permite obtener los correspondientes pesos W_j y V_i , de tal manera que proporcionen el mayor índice de eficiencia posible para cada productor evaluado. Estos pesos se estiman en base a los datos disponibles, como forma de obtener una medida de la eficiencia relativa de cada compañía. Una eficiencia de valor unitario implica que la producción observada y potencial coincide; es decir, la compañía es eficiente. Si el índice es menor que uno, la DMU evaluada será ineficiente, ya que existen otras unidades productivas que muestran un mejor comportamiento.

Un dato muy importante que se deriva de los cálculos de la ET mediante el DEA es medir la eficiencia de escala, la cual no es posible con los métodos paramétricos (Arzubi y Berceel, 2002; Soares et al., 2017). Según Schuschny (2007), los rendimientos a escala indican los incrementos de la producción que son resultado del incremento simultáneo y equiproporcional de todos los factores o insumos, rendimientos que pueden ser constantes, cuando la producción se incrementa a la misma proporción que los cambios en los factores; crecientes cuando el incremento porcentual de la producción es mayor al de los insumos y decrecientes cuando es menor.

La eficiencia de escala (EE) se obtiene mediante el cociente entre la eficiencia técnica global (resultado de ET mediante el método CCR) y la eficiencia técnica pura calculada mediante el método BCC.

3. METODOLOGÍA

La investigación tiene un enfoque cuantitativo, no experimental y transversal. El objeto de estudio de esta investigación son las MEs del sector económico de manufactura de la ciudad de Quito, empresas que pertenecen al clasificador C de la clasificación internacional industrial uniforme (CIU) y están registradas por la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (SUPERCIAS). A octubre de 2018 se encontraban inscritas 245 MEs activas en este clasificador, que corresponden a la población objetivo del estudio (SUPERCIAS, 2018).

Para el cálculo del tamaño de la muestra de la población se utilizó un muestreo proporcional para una población finita, esto debido a que existió la misma probabilidad de que las empresas estudiadas cumplan o no con las características a ser investigadas. El tamaño de la muestra se determinó con la ecuación 7 (Ott y Longnecker, 2016).

$$n = \frac{Z^2 N p q}{E^2 (N - 1) + Z^2 p q} \quad \text{Ec. 7}$$

Donde:

n = tamaño de la muestra, N = tamaño de la población, E = error muestral, Z = nivel de confianza, p = probabilidad de éxito y q = probabilidad de fracaso.

Los parámetros para el cálculo de la muestra son los siguientes: N = 245, E = 10%, Z = (1,65), p = (0,5) y q = (0,5), En este caso p = q permiten encontrar el máximo tamaño muestral para el error

fijado (Pérez, 2010). Estos valores se aplican en la ecuación 4 para hallar el tamaño de la muestra, tal como se detalla a continuación.

$$n = \frac{(1,65)^2 * (245) * (0,5) * (0,5)}{(0,101)^2 * (245 - 1) + (1,65)^2 * (0,5) * (0,5)}$$
$$n = 54$$

En consecuencia, para una población de 245 MEs, con un nivel de confianza de 90% y error de 10% es necesario obtener información de 54 compañías. El muestreo utilizado fue probabilístico y con probabilidades iguales; la selección de compañías se lo realizó en forma aleatoria simple sin reposición, con la finalidad de tener el mayor grado de representatividad de la muestra (Pérez, 2010).

La aplicación del método DEA se lo hizo desde una orientación hacia los recursos consumidos; es decir, se consideraron eficientes aquellas compañías que obtienen una producción máxima, dada una combinación específica de sus *inputs*. Este método requiere que las DMU a evaluar sean lo más homogéneas posible en la mayoría de sus características, con el fin de facilitar la identificación de aquellas que hacen una mejor utilización de sus recursos (Goñi, 1998), siendo esa la razón por la que se escogió las MEs de un solo clasificador de la CIU.

Para el cálculo del índice de ET se ejecutó el siguiente procedimiento.

- a. Se accedió a la información financiera de las 54 empresas de la muestra, cuya información constan en las bases de datos publicadas por el Servicio de Rentas Internas y la SUPERCIAS. Específicamente estos datos constan en el formulario 101, correspondiente a la “Declaración del Impuesto a La Renta y Presentación de Balances Formulario Único Sociedades y Establecimientos Permanentes” que se encuentra en la sección de documentos del sector societario (SUPERCIAS, 2018).

Los datos se obtuvieron de los informes financieros como el Balance y el Estado de Resultados del ejercicio fiscal del año 2017. Los criterios que se utilizaron para determinar los *inputs* y *outputs* fueron tres; primero, escoger la menor cantidad posible de variables; segundo, escoger aquellos *inputs* que reflejen mejor los *outputs*; y tercero, escoger aquellos *outputs* relevantes para la actividad de las empresas estudiadas.

Las variables corresponden a los valores de las cuentas financieras de los activos corrientes (AC), activos no corrientes (ANC), costo de ventas (CV), gastos en sueldos y salarios (GSS), gastos operacionales (GO), gastos no operacionales (GNO), ingresos (ING) y utilidad del ejercicio anual (UTL). Las variables consideradas como *inputs* fueron: AC, ANC, CV, GSS, GO y GNO; como *outputs* se precisaron a las variables ING y UTL.

- b. El siguiente paso consistió en determinar de entre los *inputs* y *outputs* cuales variables específicamente se las consideraría para aplicar el método DEA. Existen algunas técnicas de selección, como el análisis de componentes principales (ACP), correlación, regresión múltiple, multicriterio, entre otras, todas ellas persiguen establecer las mejores combinaciones posibles entre *inputs* y *outputs* formando distintos escenarios para hallar el mejor promedio de la

eficiencia (González-Araya y Valdés, 2009; Serrano-Cinca et al., 2005; Shih-Nan et al., 2016).

En este estudio se utilizó la técnica de correlación entre los *inputs* y *outputs*. Además, se consideró una de las restricciones del método DEA para evitar valores errados de eficiencia, esta consiste en que, el número total de variables (*inputs* + *outputs*) debe ser inferior al número de observaciones, tal como lo explica Andersen y Petersen (1993). Aquí se trabajó con ocho variables y 54 DMUs; es decir, hay cerca de siete veces más DMUs que variables.

- c. Establecida la correlación se procedió a estimar la ET considerando los métodos CCR y BCC. Para ello se utilizaron las ecuaciones 1, 2, 3, 4, 5 y 6 y sus correspondientes restricciones, las mismas que sirvieron de referencia para elaborar dos algoritmos de programación lineal con la función *solver* y el lenguaje de programación *Visual Basic*, incorporado en la aplicación MsExcel (Sherman y Zhu, 2006).

Si bien la aplicación del DEA se trata de una aproximación determinista y los valores de eficiencia calculados son fijos; es útil determinar en qué medida la precisión su medida se verá afectada por cambios o exactitud de los datos de *inputs* y *outputs* (Cook y Seiford, 2009; Simar y Wilson, 2010). Estos cambios harían que el valor de la eficiencia se encuentre en un rango específico de valores; por lo que, se realizó un análisis de *bootstrap* a partir de una simulación con 1000 DMUs y un 95% de nivel de confianza.

- d. Finalmente, se clasificó a las MEs de acuerdo a su grado de eficiencia, siendo los parámetros de clasificación: eficiencia total (eficiencia = 100%), alta (entre 81% y 99%), media (entre 61% y 80%) y baja (entre 0% y 60%). Con esas equivalencias se procedió a establecer gráficamente la relación entre los *outputs* y la ET de cada una de las compañías estudiadas.

4. RESULTADOS

Los resultados obtenidos del cálculo de la eficiencia técnica, en una primera parte, tienen que ver con la correlación que existe entre las variables de entrada y salida. Los resultados de la determinación del coeficiente de correlación de Pearson se muestran en la tabla 1.

Tabla 1. Coeficientes de correlación de Pearson entre entradas y salidas

Entradas		Salidas		
		ING	UTL	
AC	Correlación de Pearson	0,772**	0,195	
	Sig. (bilateral)	0,000	0,157	
	Simulación	Error estándar	0,062	0,246
	de muestreo ^c	Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,655
			Superior	0,599
ANC	Correlación de Pearson	0,582**	0,160	
	Sig. (bilateral)	0,000	0,246	

	Simulación de muestreo ^c	Error estándar		0,093	0,150
		Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,376	-0,120
			Superior	0,749	0,495
CV	Correlación de Pearson			0,793**	0,039
	Sig. (bilateral)			0,000	0,779
	Simulación de muestreo ^c	Error estándar		0,060	0,279
		Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,673	-0,472
			Superior	0,907	0,606
GSS	Correlación de Pearson			0,810**	0,142
	Sig. (bilateral)			0,000	0,304
	Simulación de muestreo ^c	Error estándar		0,053	0,216
		Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,694	-0,291
			Superior	0,902	0,558
G0	Correlación de Pearson			0,623**	0,158
	Sig. (bilateral)			0,000	0,254
	Simulación de muestreo ^c	Error estándar		0,086	0,115
		Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,478	-0,015
			Superior	0,804	0,446
GN0	Correlación de Pearson			0,587**	0,301*
	Sig. (bilateral)			0,000	0,027
	Simulación de muestreo ^c	Error estándar		0,100	0,106
		Intervalo de confianza a 95%	Inferior	0,379	0,136
			Superior	0,768	0,549

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

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

La correlación de Pearson y significación se realizó con 54 muestras.

c. Los resultados de la simulación de muestreo se basan en 1000 muestras de simulación de muestreo (bootstrap).

Información obtenida con el programa IBM SPSS Statics versión 23.

Elaboración: el autor.

Si consideramos como hipótesis nula, el que no existe relación entre los inputs y outputs, resulta que de acuerdo a la tabla 1 en el caso de la relación entre los *inputs* y la *output* ING, la significación bilateral es menor que 0,01 y 0,05, lo que significa existe una probabilidad cercana a uno de que existe algún grado de relación o asociación entre las *inputs* e ING. Para la relación entre *inputs* y la *output* UTL, el nivel de significancia es mayor que 0,05, excepto en la relación entre GNO y UTL; en consecuencia, no existe relación entre las cinco variables de entrada y la salida UTL. Además la simulación de muestreo basada en *bootstrap* sirvió para determinar si existe incertidumbre en la muestra utilizada, respecto al cálculo del coeficiente de correlación (Caceres et al., 2014; Simar y Wilson, 1998).

En virtud de los resultados de la correlación entre *inputs* y *outputs*, se decidió para el cálculo de la ET trabajar con todas variables de entrada y solamente la variable de salida ING. El cómputo se lo realizó ejecutando los algoritmos para cada uno de los métodos CCR y BCC, obteniéndose los estadísticos descriptivos de la ET promedio que se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de la eficiencia técnica

	Estadístico	Error estándar	Simulación de muestreo ^a		
			Intervalo de confianza a 95%		
			Inferior	Superior	
ET DEA-CCR	Mínimo	0,31			
	Máximo	1,00			
	Media	0,875	0,020	0,831	0,911
	Desviación estándar	0,151	0,021	0,109	0,187
ET DEA-BCC	Mínimo	0,64			
	Máximo	1,00			
	Media	0,966	0,010	0,943	0,984
	Desviación estándar	0,077	0,015	0,045	0,104
N válido	N	54	0	54	54

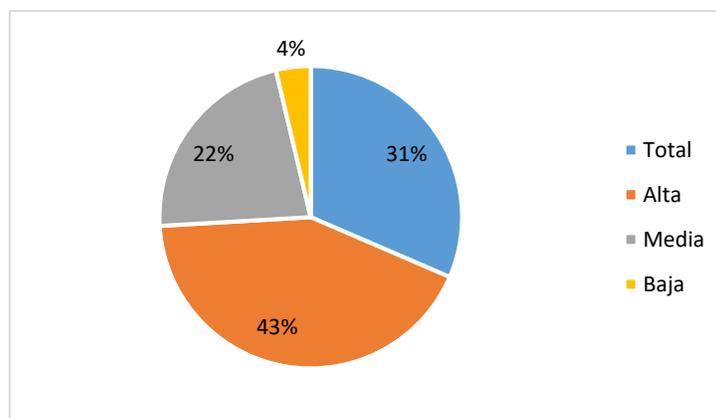
* Los resultados de la simulación de muestreo se basan en 1000 muestras de simulación de muestreo. Información obtenida con el programa IBM SPSS Statics versión 23.

Elaboración: el autor.

4.1 Resultados con el método DEA-CCR

Con la aplicación del método CCR y siendo los datos de entrada: $n = 54$ MEs, $s=1$ (*output*) y $r=6$ (*inputs*), se obtuvo la ET de las empresas estudiadas que se muestra en el anexo 1, en la que, la eficiencia técnica de las MEs está entre el 31% y 100%, siendo 87,5% el promedio de eficiencia calculada para todo el sector con una desviación estándar del 15,1%. Se determinó que el error estándar para la media de la eficiencia es 2% e intervalos de confianza entre el 83,1% y 91,1%. La clasificación de las compañías por categoría de eficiencia se muestra en la figura 2.

Figura 2. Grado de eficiencia técnica de las MEs de Quito (Método CCR).

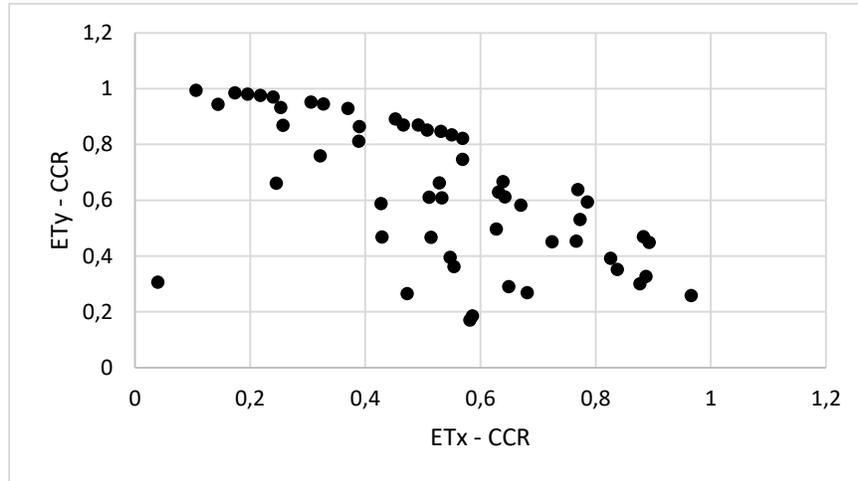


Elaboración: el autor.

Según la figura 2, el 31% de MEs es totalmente eficiente y apenas el 4% de compañías tiene un índice de ET baja. Además, el 67% de compañías está trabajando con índices de eficiencia superiores al promedio del sector, tal como se evidencia en el anexo 1. Según Sueyoshi y Goto (2018), las ecuaciones de programación lineal para el cálculo de la ET corresponden a obtener

medidas radiales. Es por ello que, el índice de ET de cada una de las compañías se ha graficado en los ejes horizontal y vertical como se muestran en la figura 3, permitiendo visualizar la frontera eficiente que está constituida por el 31% de empresas cuya ET es la unidad.

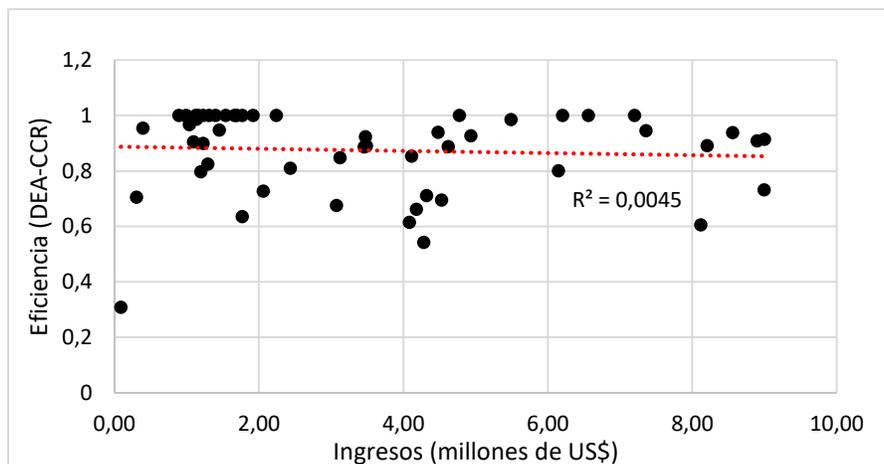
Figura 3. Frontera de eficiencia técnica de las MEs (Método CCR).



Elaboración: el autor.

Adicionalmente, según Caceres et al. (2014) y Rakhshan et al. (2016), una de las ventajas de la técnica DEA es la facilidad de explicar el valor de la ET a partir de las variables de entrada o salida. En la figura 4 se vinculó a la eficiencia con los ingresos y se puede apreciar que casi no existe correspondencia entre ellos; el coeficiente de determinación R^2 es 0,0045.

Figura 4. Relación entre la ET y los ingresos (Método CCR).

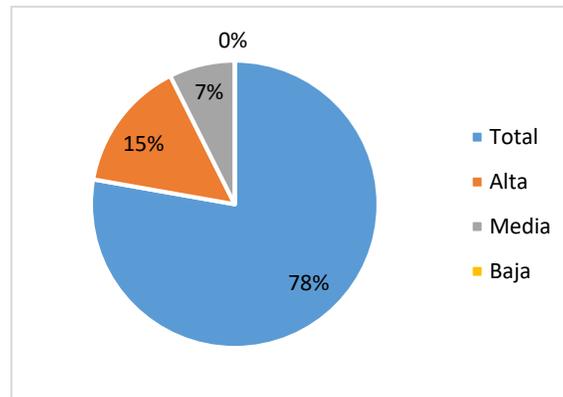


Elaboración: el autor.

4.2 Resultados con el método DEA-BCC

Con la aplicación del método BCC y siendo los datos de entrada: $n = 54$ MEs, $s=1$ (*output*) y $r=6$ (*inputs*), se obtuvo la ET de las MEs que se indican en el anexo 2. La ET de las MEs, que se muestra en el anexo 1. La ET está entre el 64% y 100%, siendo 96,6% el promedio de eficiencia calculada para todo el sector empresarial con una desviación estándar del 7,7%. Además, el error estándar para la media es 1,5% e intervalos de confianza entre el 94,3% y 98,4%. La clasificación de las empresas por categoría de eficiencia se indica en la figura 5.

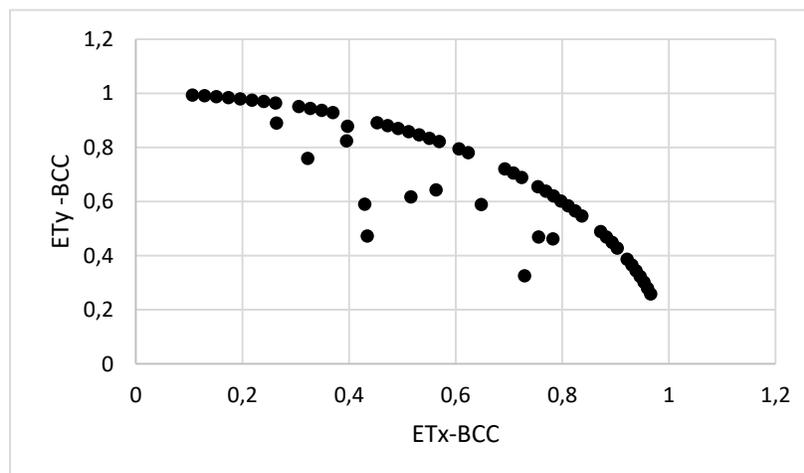
Figura 5. Grado de eficiencia técnica de las MEs (Método BCC).



Elaboración: el autor.

Según la figura 5, el 78% de MEs de la industria de la manufactura opera con la máxima ET y no existen compañías con índices de eficiencia baja. Adicionalmente, el 80% de compañías está trabajando con índices superiores al promedio del sector, información que se obtiene del anexo 1. De forma similar al procedimiento realizado en el caso CCR, los índices de ET se muestran en la figura 6, donde la frontera eficiente está constituida por el 78% de MEs que tienen ET igual a uno.

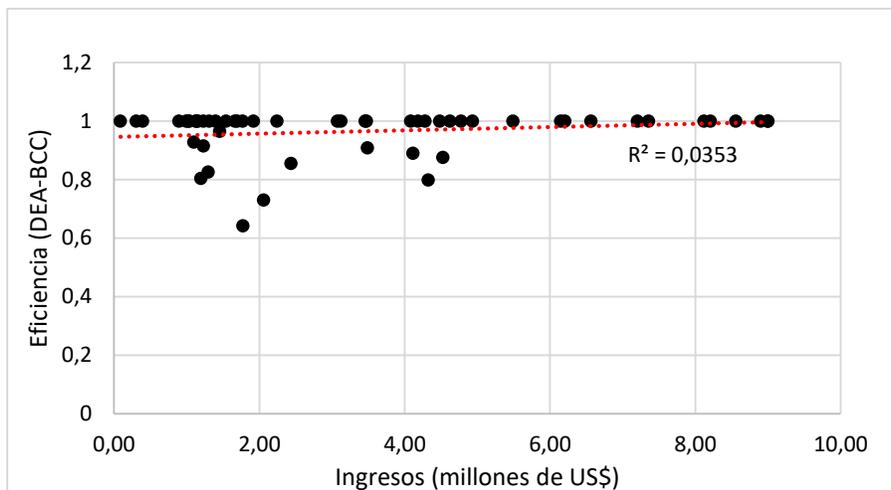
Figura 6. Frontera de eficiencia técnica de las MEs (Método BCC).



Elaboración: el autor.

También en este caso se calculó la relación entre la ET y los ingresos, tal como se muestra en la figura 7. Se puede visualizar que existe muy poca relación entre ellos; el coeficiente de determinación R^2 es 0,0353.

Figura 7. Relación entre la ET y los ingresos (Método BCC).



Elaboración: el autor.

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Los estudios de la eficiencia técnica u operativa de las organizaciones han venido en aumento, los mismos que han encontrado en el método DEA una técnica muy adecuada para analizar el uso óptimo de recursos y capacidades, dada la variedad de datos que poseen diversos tipos de organizaciones (Buitrago et al., 2017; López et al., 2007; Othman et al., 2016; Rakhshan et al., 2016).

Este estudio giró en torno al cálculo de la eficiencia técnica, frontera eficiente y eficiencia de escala de las medianas empresas del sector de manufactura de Quito, para ello, se utilizó como variables las cuentas de la información financiera del Balance y Estados de Resultados del año 2017. En la determinación de las variables, se realizó una prueba de hipótesis en la correlación bivariada entre *inputs* y *outputs*, hallándose que los *inputs*: activos corrientes, activos no corrientes, costo de ventas, gastos en sueldos y salarios, gastos operacionales y gastos no operacionales estaban mejor relacionadas estadísticamente con la *output* ingresos.

Ya que el método *bootstrap* puede proporcionar a través del re-muestreo resultados más precisos en el cálculo de la ET a través del DEA (Tsolas, 2011; Yijia, Guoliang y Ziyong, 2015), fue posible determinar la ET en un rango específico, tomado en cuenta de esta manera las incertidumbres que rodean a las estimaciones puntuales del DEA. En tal virtud se encontró que, las MEs de manufactura operan con una eficiencia promedio entre el 83,1% y 91,1% para RCE; y entre 94,3% y 98,4% para RVE; en ambos casos con un 95% de nivel de confianza.

Además, en el caso de RCE el 67% de compañías trabaja eficiencias superiores al promedio del sector, mientras que en el caso de RVE, representan el 80%. Estos resultados permiten demostrar

el alto grado de uso de la capacidad instalada que tienen las industrias de manufactura, lo que les permitirá impulsar procesos para mejorar su productividad, ya que según Jaime y Luque (2016), si bien una empresa puede ser técnicamente eficiente todavía podría ser capaz de mejorar su productividad al explorar economías de escala.

Se concluye también que, en las MEs de manufactura no existe relación entre los ingresos que percibe una compañía y su eficiencia técnica u operativa, situación que coincide con estudios realizados al sector comercial (Ibujés y Morales, 2018). La razón consiste en que, los ingresos y la ET miden diferentes aspectos. Por un lado, los ingresos miden la capacidad de vender productos a partir de los recursos disponibles; y por otro, la eficiencia DEA mide la capacidad para generar productos a partir de esos recursos disponibles.

Los resultados de la investigación pueden orientar sobre las acciones a ejecutar en cada una de las empresas estudiadas y proponer oportunidades de mejora en forma individual y colectiva para todo el sector industrial. Lo que da pie para proponer como una línea de futura investigación, la evaluación de la eficiencia en otros sectores de la economía, los mismos que además podrían ser estudios longitudinales y permitirían a las empresas ecuatorianas tener un conocimiento histórico del uso de la capacidad instalada y establecer estrategias que les permitan en el futuro tener un impacto positivo en la mejora de su nivel de productividad y competitividad local e internacional.

REFERENCIAS

- Álvarez, A. (2001). Concepto y medición de la eficiencia productiva. En *La medición de la eficiencia y la productividad* (pp. 17–34). Madrid: Ediciones Pirámide Grupo Anaya S.A.
- Álvarez Pinilla, A. (2013). La medición de la eficiencia y la productividad. *Economía Y Empresa*.
- Andersen, P. y Petersen, N. C. (1993). A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 39(10), 1261–1264. <https://doi.org/10.1287/mnsc.39.10.1261>
- Arzubi, A. y Berceel, J. (2002). Determinación de índices de eficiencia mediante DEA en explotaciones lecheras de Buenos Aires. *Investigación agraria. Producción y sanidad animales*, 17(1–2), 103–124. <https://doi.org/10.1177/0162353215592501>
- Banker, R. D., Charnes, A. y Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078–1092.
- Buitrago, O., Espitia, A. y García, L. (2017). Análisis envolvente de datos para la medición de la eficiencia en instituciones de educación superior: una revisión del estado del arte. *Revista Científica General José María Córdova*, 15(19), 147–173. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.21830/19006586.84>
- Caceres, H., Kristjanpoller, W. y Tabilo, J. (2014). Análisis de la eficiencia técnica y su relación con los resultados de la evaluación de desempeño en una Universidad chilena. *Innovar*, 24(54), 199–217. <https://doi.org/10.15446/innovar.v24n54.46720>
- Cachanosky, I. (2012). Eficiencia técnica, eficiencia económica y eficiencia dinámica. *Procesos de Mercado: Revista Europea de Economía Política*, IX(2), 51–80.
- Castells, M. (1996). La era de la información. *Economía sociedad y cultura*, 1, 1–29.
- Charnes, A., Cooper, W. W. y Rhodes, E. (1979). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 3(4), 339. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(79\)90229-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(79)90229-7)
- Cook, W. y Seiford, L. (2009). Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, 192, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.01.032>
- Cordero, J. M. (2006). *Evaluación de la eficiencia con factores exógenos mediante el análisis envolvente de datos. una aplicación a la educación secundaria en España*. <https://doi.org/978-84-7723-818-8>
- Farrell, M. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, 120, 253–290.
- Goñi, S. (1998). El Análisis Envolvente de Datos como sistema de evaluación de la eficiencia de las organizaciones del sector público: Aplicación en equipos de atención primaria. *Revista Española de Financiación y*

Contabilidad, XXVII(97), 979–1004.

- González-Araya, M. y Valdés, N. (2009). Metodo de selección de variables para mejorar la discriminación en el análisis de eficiencia aplicando modelos DEA. *Ingeniería Industrial*, 2(8), 45–56.
- Ibujés, J. y Morales, E. (2018). Uso de las TIC y relación con la eficiencia técnica en las medianas empresas del área comercial de Quito. En *XIV Foro Internacional del Emprendedor* (pp. 166–182). Cuenca: Universidad del Azuay.
- Jaime, J. A. y Luque, P. (2016). Formulaciones en el Análisis Envolvente de Datos (DEA). Resolución de casos prácticos. Recuperado a partir de [https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/43744/Alberto Jaime, Jaime TFG.pdf?sequence=1](https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/43744/Alberto%20Jaime,%20Jaime%20TFG.pdf?sequence=1)
- López, J., Fernández, S. y Morales, M. (2007). Aplicación de la técnica DEA (Data Envelopment Analysis) en la determinación de eficiencia de centros de costos de producción. *Scientia et Technica*, (37), 395–400.
- Othman, F., Mohd-zamil, N., Abdul, S., Vakilbashi, A. y Mokhber, M. (2016). Data Envelopment Analysis : A Tool of Measuring Efficiency in Banking Sector. *International Journal of Economics and Financial*, 6(3), 911–916.
- Ott, L. y Longnecker, M. (2016). *An Introduction to Statistical Methods & Data Analysis* (Seventh). Boston.
- Pérez, C. (2010). *Técnicas de muestreo estadístico*. (I. Publicaciones, Ed.) (1.a). Madrid.
- Rakhshan, F., Alirezaee, M., Modirii, M. y Iranmanesh, M. (2016). An insight into the model structures applied in DEA-based bank branch efficiency measurements. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, 9(2), 38–53.
- Ramanathan, R. (2003). *An introduction to Data Envelopment Analysis*. SAGE Publications (1a ed.). London.
- Rubiera, F., Quindós, M. del P. y Vicente, M. R. (2003). Análisis envolvente de datos: una aplicación al sector de los servicios avanzados a las empresas del Principado de Asturias. *Rect*, (1), 21.
- Sánchez de Pedro, E. A. (2013). *Nivel de competitividad y eficiencia de la producción ganadera*.
- Santos, J., Negas, E. y Cavique, L. (2013). Introduction to Data Envelopment Analysis. En *Efficiency Measures in the Agricultural Sector* (1a ed., p. 16). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-5739-4>
- Schuschny, A. (2007). *Método DEA y su aplicación al estudio del sector energético y las emisiones de CO2 en América Latina y el Caribe*. CEPAL Serie estudios estadísticos prospectivos. Recuperado a partir de <http://www.cepal.org/publicaciones/xml/8/28668/LCL2657e.pdf>
- Serrano-Cinca, C., Fuertes-Callén, Y. y Mar-Moliner, C. (2005). Measuring DEA efficiency in Internet companies. *Decision Support Systems*, 38, 557–573. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2003.08.004>
- Sherman, D. y Zhu, J. (2006). *Service Productivity Management. Improving Service Performance using Data Envelopment Analysis (DEA)*. (Springer, Ed.) (1a ed.). New York.
- Shiuh-Nan, H., Hsuan-shih, L. y Zhu, J. (2016). *Handbook of Operations Analytics Using Data Envelopment Analysis*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7705-2>
- Simar, L. y Wilson, P. W. (2010). A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of Applied Statistics*, 27(6), 779–802. <https://doi.org/10.1080/02664760050081951>
- Simar, L. y Wilson, P. (1998). Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, 44(1), 49–61. <https://doi.org/10.1287/mnsc.44.1.49>
- Soares, A., Silva, N., Pinheiro de Sousa, E. y Moquete, S. (2017). Eficiencia técnica y de escala de la producción de sisal en el estado de Bahía (Brasil). *Apuntes: Revista de Ciencias Sociales*, 44(81), 39–65. <https://doi.org/10.21678/apuntes.81.805>
- Sueyoshi, T. y Goto, M. (2018). *Environmental Assessment on Energy and Sustainability by Data Envelopment Analysis* (1a ed.). Oxford: John Wiley & Sons Ltd.
- SUPERCIAS. (2017). SUPERCIAS. Ranking empresarial 2016. Recuperado el 15 de mayo de 2018, a partir de <http://appscvs.supercias.gob.ec/rankingCias/>
- SUPERCIAS. (2018). Sistema Portal de Información Superintendencia de Compañías. Recuperado el 22 de julio de 2018, a partir de https://appscvs.supercias.gob.ec/portaldedocumentos/consulta_cia_menu.zul
- Tofallis, C. (2001). Combining two approaches to efficiency assessment. *Journal of the Operational Research Society*, 52(11), 1225–1231. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601231>
- Tsolas, I. E. (2011). Performance assessment of mining operations using nonparametric production analysis : A bootstrapping approach in DEA. *Resources Policy*, 36(2), 159–167. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2010.10.003>
- Yijia, C., Guoliang, H. y Ziyong, Y. (2015). Estimating regional coal resource efficiency in China using three-stage DEA and bootstrap DEA models. *International Journal of Mining Science and Technology*, 25(5), 861–864. <https://doi.org/10.1016/j.ijmst.2015.07.024>

Anexo 1, Eficiencia técnica, de escala y rendimientos de las MEs de manufactura.

DMU	ET DEA	ET DEA	EE	RE	DMU	ET DEA	ET DEA	EE	RE
	CCR	BCC				CCR	BCC		
ME1	1.00	1.00	1.00	Constante	ME28	0.80	0.80	0.99	Creciente
ME2	0.61	1.00	0.61	Creciente	ME29	0.85	1.00	0.85	Creciente
ME3	0.61	1.00	0.61	Creciente	ME30	0.94	1.00	0.94	Creciente
ME4	0.93	1.00	0.93	Creciente	ME31	0.73	0.73	0.99	Creciente
ME5	0.95	1.00	0.95	Creciente	ME32	1.00	1.00	1.00	Constante
ME6	0.73	1.00	0.73	Creciente	ME33	1.00	1.00	1.00	Constante
ME7	0.91	1.00	0.91	Creciente	ME34	1.00	1.00	1.00	Constante
ME8	0.71	0.80	0.89	Creciente	ME35	0.99	1.00	0.99	Creciente
ME9	0.91	1.00	0.91	Creciente	ME36	1.00	1.00	1.00	Constante
ME10	1.00	1.00	1.00	Constante	ME37	0.99	1.00	0.99	Creciente
ME11	1.00	1.00	1.00	Constante	ME38	1.00	1.00	1.00	Constante
ME12	0.54	1.00	0.54	Creciente	ME39	0.90	0.92	0.98	Creciente
ME13	0.89	0.91	0.98	Creciente	ME40	0.95	0.96	0.98	Creciente
ME14	0.85	0.89	0.96	Creciente	ME41	0.82	0.83	1.00	Creciente
ME15	0.66	1.00	0.66	Creciente	ME42	1.00	1.00	1.00	Constante
ME16	0.94	1.00	0.94	Creciente	ME43	0.71	1.00	0.71	Creciente
ME17	0.68	1.00	0.68	Creciente	ME44	1.00	1.00	1.00	Constante
ME18	0.99	1.00	0.99	Creciente	ME45	1.00	1.00	1.00	Constante
ME19	0.80	1.00	0.80	Creciente	ME46	0.91	0.93	0.98	Creciente
ME20	1.00	1.00	1.00	Constante	ME47	0.97	1.00	0.97	Creciente
ME21	0.89	1.00	0.89	Creciente	ME48	1.00	1.00	1.00	Constante
ME22	0.70	0.88	0.79	Creciente	ME49	1.00	1.00	1.00	Constante
ME23	0.89	1.00	0.89	Creciente	ME50	1.00	1.00	1.00	Constante
ME24	0.89	1.00	0.89	Creciente	ME51	1.00	1.00	1.00	Constante
ME25	0.92	1.00	0.92	Creciente	ME52	0.95	1.00	0.95	Creciente
ME26	0.64	0.64	0.99	Creciente	ME53	0.31	1.00	0.31	Creciente
ME27	0.81	0.86	0.95	Creciente	ME54	1.00	1.00	1.00	Constante

EE: Eficiencia de escala; RE: Rendimiento de escala.