

Aplicación De Análisis Envoltante De Datos En Red Para La Determinación De La Eficiencia Productiva En Una Planta De Distribución De Hidrocarburos Líquidos

Adolfo Jorge Prado Ventocilla¹, Richard Aguilar Paredes¹,
Edwin Jorge Montes Eskenazy²

c16555@utp.edu.pe; c18969@utp.edu.pe; emontes@uni.pe

¹ Universidad Tecnológica del Perú (UTP), Lima, Perú.

² Universidad Nacional de Ingeniería (UNI), Lima, Perú.

Pages: 184-198

Resumen: El objetivo de esta investigación es determinar la eficiencia productiva relativa entre las unidades de negocio de una empresa del sector de Almacenamiento y Distribución de hidrocarburos líquidos, conformada por ocho plantas localizadas a lo largo de la región costa y sierra central del Perú, las cuales se encuentran diferenciadas tanto por restricción de recursos como por su ubicación geográfica. Este enfoque plantea diferentes escenarios respecto de las dependencias de las unidades y diferentes esquemas de rendimiento a escala de las mismas. Se utilizó para el efecto el método de optimización no paramétrico Análisis Envoltante de Datos en sus variantes Clásico y en Red centralizado, orientado a la entrada, para rendimientos constantes a escala (CRS) y rendimientos variables a escala (VRS). La comparación de los resultados obtenidos permitirá elegir el modelo de evaluación que mejor se adecua a este tipo de organizaciones.

Palabras-clave: Análisis envoltante de datos en red (DEA Network); Plantas de abastecimiento de combustibles líquidos; Rendimientos variables a escala (VRS).

Application of Network Data Envelopment Analysis for the Determination of Productive Efficiency in a Liquid Hydrocarbons Distribution Plant

Abstract: The objective of this research is to determine the relative productive efficiency between the business units of a company in the Storage and Distribution of liquid hydrocarbons sector, made up of eight plants located along the coast and central highlands of Peru, the which are differentiated both by resource restriction and by their geographic location. This approach raises different scenarios regarding the dependencies of the units and different performance schemes at the scale of the units. The non-parametric optimization method Data Envelopment Analysis was used for this purpose in its Classic and centralized Network variants, oriented to the input, for constant returns to scale (CRS) and variable returns to scale (VRS).

Comparison of the results obtained will allow choosing the evaluation model that best suits this type of organization.

Keywords: Data Envelope Network Analysis (DEA Network); Liquid fuel supply plants; Variable returns to scale (VRS).

1. Introducción

Uno de los retos principales de las organizaciones técnicas es elevar el grado de eficiencia y productividad de las diversas obras, proyectos o unidades de negocio que la conforman. Uno de los métodos importantes para evaluar la eficiencia relativa de las unidades tomadoras de decisiones (DMU – por sus siglas en inglés) es el Análisis Envolvente de Datos (DEA por sus siglas en inglés). No obstante, el método DEA Clásico no es muy aplicable en el caso que existan interdependencias entre las DMU's, al no considerar las estructuras internas de las mismas, por lo que en estos casos se ha considerado utilizar una variante del mismo, el DEA Network (Zhu, 2019).

En los modelos DEA, el rendimiento a escala es un indicador de la tecnología de producción, entendiéndose como tal la forma en la que se combinan los factores productivos (entradas) para generar los productos/servicios (salidas). De esta manera, se tienen las siguientes tipologías con respecto a los rendimientos a escala:

- Rendimientos constantes a escala (CRS por sus siglas en inglés).
- Rendimientos variables a escala (VRS por sus siglas en inglés).

Metodológicamente DEA afronta el caso CRS con el modelo CCR (por las siglas de los autores del mismo) y el caso VRS con el modelo BCC (por las siglas de los autores del mismo).

En el caso de los modelos VRS, se han encontrado DMU's con rendimiento de escala creciente y decrecientes en el mismo sector (Huang, Wu & Wang, 2020). En nuestro caso, se va a realizar un trabajo de investigación sobre una empresa que brinda servicios de Almacenamiento y Distribución de combustibles líquidos, los mismos que son concesionados por el estado por un periodo de quince años, la misma que cuenta con ocho unidades de negocio (plantas de distribución de hidrocarburos líquidos) a lo largo del país y no tiene referencias plausibles en el mercado, adicionalmente la operativa de las mismas determina una interdependencia de algunas plantas al existir transferencias de producto (diésel y gasolinas). Debido a estas interdependencias entre algunas plantas se planteó la aplicación de una variante del DEA clásico: el DEA Network (Zhu, 2019) centralizado, desarrollando por tanto modelos que permitan identificar las eficiencias de cada planta involucrada.

El enfoque inicial de este trabajo de investigación planteaba la evaluación de rendimientos constantes a escala (CRS) para las diferentes plantas, por lo cual se utilizó en última instancia el modelo DEA Network CCR. Sin embargo, este enfoque se amplió incorporando rendimientos variables a escala para las diferentes plantas, por lo cual se utilizará adicionalmente el modelo DEA Network BCC, permitiendo realizar como parte de la gestión de las medidas de desempeño, un análisis comparativo entre los dos modelos.

2. Estado del Arte

Recientemente se han presentado estudios en los cuales se plantea la aplicación del modelo DEA BCC basado en el principio de cálculo de la red neuronal (en contraposición al DEA BCC tradicional, el cual presenta resultados inviables en el escenario de rendimientos a escala variables) para analizar la eficiencia de la inversión en servicios de educación pública básica en China (Han, & Han, 2021), por otra parte, también se ha propuesto la utilización del modelo DEA BCC para la evaluación de la eficiencia energética del tránsito ferroviario urbano en algunas líneas del metro de Beijing para encontrar factores que influyen en la eficiencia energética de los sistemas urbanos para ayudar a las empresas a reducir el consumo de energía y los costos de operación, planteando de esta manera sugerencias sobre cómo mejorar la eficiencia energética del sistema de tránsito ferroviario urbano (Xiao, Zhong, Wang, Zhang & Wu, 2020).

Un estudio bastante interesante realizado en Italia, propone un método de apoyo a la toma de decisiones basado en la DEA para ayudar a los profesionales de la gestión de la seguridad vial urbana a identificar oportunidades de mejora en la seguridad en una red de carreteras urbanas (identificar aquellas carreteras donde las necesidades de mejorar la seguridad son mayores por ejemplo), con ese propósito realizan un estudio comparativo entre los modelos DEA CCR y DEA BCC, cuyos resultados permiten identificar el modelo que parece más adecuado para ser utilizado como herramienta de apoyo a las decisiones para la gestión de la seguridad vial urbana al permitir la definición de listas de intervenciones prioritarias específicas (Fancello, Carta & Serra, 2020).

Con respecto a la aplicación de DEA en la cadena de suministro y cadena de suministro verde, que es el campo donde centramos nuestro trabajo de investigación y en donde la evaluación de la eficiencia tiene un significado muy importante para proporcionar decisiones operativas, tenemos un estudio que considera una estructura en serie de dos etapas con la generación de productos intermedios, en la cual se plantean los enfoques CCR y BBC en red (Sha, Zhen, Cui & Guo, 2015) y la ponderación de los mismos en un análisis basado en la programación de objetivos para analizar los efectos conjuntos de la ecoeficiencia y la ecoinnovación, considerando los insumos no deseados, productos intermedios, y los resultados en el contexto de big data (Kiani, Farzipoor & Goh, 2019), también se ha utilizado el enfoque en red para la evaluación de la eficiencia de la logística en el comercio internacional, identificando el grado de eficiencia o ineficiencia de la red logística del comercio exterior (exportaciones), de 17 países que conforman la región de la Cuenca del Pacífico (Torres, 2018), y en la evaluación de puertos (Elsayed & Shabaan, 2017; Park, Lee & Low, 2020; Lirn, Nguyen, 2020), como en la industria de la aviación (Zhu, 2011). Por otra parte, se ha utilizado el modelo DEA BCC en conjunto con los modelos neuro difusos ANFIS-PSA y ANFIS-GA (redes neuronales y lógica difusa) para evaluar y predecir el comportamiento de los proveedores como parte de la gestión de la cadena de suministro en las farmacéuticas (Khaldi, El Afia, & Chiheb, 2019).

3. Método

Esta es una investigación de tipo evaluativa. Para el desarrollo de esta investigación se partió de un análisis racional que permitió definir las variables de entrada y salida para la

aplicación de variantes de la técnica DEA, asimismo se realizó un análisis empírico, que fue sustentado con la información generada por cada terminal, apoyada en las variantes de la técnica en mención, lo que posibilitó el cálculo de las diferentes eficiencias. Para lo anterior se partió de la información primaria aportada por las diferentes plantas objeto de estudio, seguidamente se procedió a analizar las plantas en función de su información.

En este punto detallaremos la caracterización que se realizó a la organización para el análisis, en base a la cual definimos:

- Tipo de Metodología DEA a emplear.
- Variables de entrada, intermedias y de salida representativas.

3.1. Caracterización de la organización candidato

Para validar a la organización modelo, susceptible de efectuar un benchmarking, se evaluó las siguientes consideraciones:

- Empresa conformada con un número de sub-unidades de negocio mayor a 2 y que sea suficiente para validar los datos. La cantidad de DMU's debe constituir un grupo suficientemente amplio para no limitar la capacidad discriminatoria del análisis, condición que se encuentra relacionada con la dimensión del modelo.
- Ubicación geográfica variada.
- Las unidades deben ser suficientemente homogéneas entre sí para que se puedan comparar (ejemplo: el tipo de negocio), pero suficientemente heterogéneas para que se pueda extraer información de esa comparación (ejemplo: la variación de los recursos empleados) [5].
- Las unidades también deben tener responsabilidad en la gestión de los recursos para la producción lo que implica capacidad para gestionar los recursos de que disponen.

Con los parámetros anteriores se escogió la empresa a la que denominaremos Consorcio Logístico, por tener un número variado de sub-unidades de negocio con reparto relativamente eficiente de recursos, ubicación geográfica variada, y sobre todo con resultados de operación plausibles de ser mejorados.

3.2. Descripción de la organización analizada

Consorcio Logístico, ofrece a sus clientes los servicios de almacenamiento y despacho de productos líquidos. Una característica importante de la empresa es su régimen de operación de libre acceso, lo que quiere decir que los servicios que brinda pueden ser contratados por cualquier empresa que cuente con las autorizaciones correspondientes.

Las unidades de negocio que conforman Consorcio Logístico se distribuyen geográficamente de la siguiente manera: 03 en la costa norte (N1, N2, y N3); 02 en la costa central (C1 y C2); 01 en la costa sur (S1); y 02 en la sierra sur (S2 y S3).

Por la naturaleza del mercado en que participa, la empresa no tiene capacidad de influir en la demanda de sus servicios, por lo que debe lidiar con la minimización de sus recursos de entrada. Adicionalmente la operativa de las DMU's determina una interdependencia de algunas plantas al existir transferencias de producto, por ejemplo,

las transferencias de diésel y gasolina de la planta S1 a la S2, configurando un esquema en serie con variables intermedias, como se registran en algunos estudios (Zhu, Miao & Pu, 2021) y (Chen & Zhu, 2019) o algunas variantes en las variables intermedias y de salida (Aviles-Sacoto, Imanirad & Zhu, 2015), o en las ponderaciones (Gharakhani et al, 2018) y con retroalimentación (Faramarzi, Tavassoli, & Farzipoor, 2014).

3.3. Método DEA utilizado

Dado que Consorcio Logístico no puede influir en las variables de salida (demanda independiente del accionar de la empresa), la mejor metodología a aplicar es: DEA con Orientación a la Entrada. Adicionalmente se desarrollarán modelos asumiendo la independencia operativa de las plantas, para lo cual se elige el método DEA clásico. Por otra parte, considerando las interdependencias de algunas plantas y las equivalencias correspondientes entre los métodos DEA Network evaluados, se elige desarrollar modelos DEA Network centralizado, por las características de cooperativismo entre las plantas indicadas de Consorcio Logístico.

Finalmente, para cada uno de los modelos desarrollados se evaluarán los esquemas de Rendimientos Constantes a Escala (CRS por sus siglas en inglés), el mismo que se desarrollará con el método DEA CCR y el esquema de Rendimientos Variables a Escala (VRS) el mismo que se desarrollará con el método DEA BCC.

Los modelos fueron desarrollados usando rutinas en java aplicando una versión personalizada del método simplex de la M grande.

Variables de Entrada / Intermedias/Salida de la empresa analizada

Para medir la eficiencia relativa de las ocho unidades de negocio que conforman Consorcio Logístico, queda ahora por definir las variables más representativas a evaluar.

En este caso por tratarse de parámetros de entrada relacionados con costos de una empresa en funcionamiento, se han tomado índices que mantienen la proporcionalidad de los resultados de una empresa logística.

Variables de Entrada (Input)

El análisis de costos determinó que los rubros siguientes son los más representativos:

- I1 Personal: el número de personal depende del tamaño de planta, con política de rotación. Se maneja escalas salariales por tipo de trabajador. Se consideró utilizar las unidades monetarias.
- I2 Mantenimiento: actividad necesaria para garantizar la disponibilidad del servicio. Considerando la amplia variedad de equipos, se efectuó las corridas con unidades monetarias.
- I3 Servicios: depende de la cantidad del producto recibido y del número de unidades despachadas. Se consideró utilizar las unidades monetarias que refleje mejor el total del servicio recibido.

Variable Intermedias

El análisis de costos determinó que los rubros siguientes son los más representativos:

- M1 Transferencias: Transferencias de combustible líquido entre plantas, unid. en barriles-año.

Variables de Salida (Output)

Los ingresos se basan en dos tarifas:

Almacenamiento Contratado.

Despacho.

Con las condiciones prefijadas al inicio de la operación, las tarifas son iguales para todas las unidades de negocio operativas.

En este caso, dada la relación directa con los ingresos, las variables de salida consideradas son:

- O1 Volumen Despachado: unid. en barriles-año.
- O2 Almacenamiento Contratado: unid. en barriles-año.

Caso I: Considerando DMU's independientes y rendimientos constantes a escala (CRS)

Con respecto al modelo que considera la independencia y rendimientos constantes a escala de las DMU's, es decir que el cambio porcentual de los factores productivos (inputs) es el mismo que el de los productos (outputs), la mejor metodología a aplicar es: DEA Clásico CCR con Orientación a la Entrada.

Implementación de modelo DEA Network CCR en plantas:

$$\text{Max} \sum_{r=1}^s u_r y_{r0}$$

Sujeto a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m; u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s$$

Donde:

n = número total de DMU's.

s = número de salidas de cada DMU.

m = número de entradas de cada DMU.

y_{rj} : Representan los parámetros observados en la r -ésima salida de la DMU “ j ”.

x_{ij} : Representan los parámetros observados en la i -ésima entrada de la DMU “ j ”.

Caso II: Considerando DMU’s independientes y rendimientos variables a escala (VRS)

Con respecto al modelo que considera la independencia y rendimientos variables a escala de las DMU’s, es decir que el cambio porcentual de los factores productivos (inputs) es diferente al de los productos (outputs), la mejor metodología a aplicar es: DEA Clásico BCC con Orientación a la Entrada.

Implementación de modelo DEA Clásico BCC en plantas:

$$\text{Max} \sum_{r=1}^s u_r y_{r_o} + k_o$$

Sujeto a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} + k_o \leq \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i_o} = 1$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m; u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s; k_o \text{ libre}$$

Donde:

n = número total de DMU’s.

s = número de salidas de cada DMU.

m = número de entradas de cada DMU.

y_{rj} : Representan los parámetros observados en la r -ésima salida de la DMU “ j ”.

x_{ij} : Representan los parámetros observados en la i -ésima entrada de la DMU “ j ”.

v_r, u_r : Factores ponderadores permiten obtener la medida escalar de eficiencia.

k_o : Constante Norman y Stocker (Norman & Stocker, 1991).

Caso III: Considerando interdependencia de DMU’s y rendimientos constantes a escala (CRS)

Con respecto al modelo que considera interdependencia y rendimientos constantes a escala de las DMU’s, es decir que el cambio porcentual de los factores productivos (inputs) es el mismo que el de los productos (outputs), la mejor metodología a aplicar es: DEA Network CCR con Orientación a la Entrada.

Implementación de modelo DEA Network CCR en plantas:

$$\text{Max} \sum_{r=1}^s u_r y_{r0}$$

Sujeto a:

$$\sum_{r=1}^s u_i y_{rj} - \sum_{d=1}^D w_d z_{dj} \leq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{d=1}^D w_d z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1$$

$$w_d \geq 0, d = 1, 2, \dots, D; v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m; u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s$$

Donde:

n = número total de DMU's.

s = número de salidas de cada DMU.

m = número de entradas de cada DMU.

y_{rj} : Representan los parámetros observados en la r-ésima salida de la DMU "j".

x_{ij} : Representan los parámetros observados en la i-ésima entrada de la DMU "j".

v_r, u_r, w_d : Factores ponderadores permiten obtener medida escalar de eficiencia.

Caso IV: Considerando interdependencia de DMU's y rendimientos variables a escala (VRS)

Con respecto al modelo que considera interdependencia y rendimientos variables a escala de las DMU's, es decir que el cambio porcentual de los factores productivos (inputs) es diferente que el de los productos (outputs), la mejor metodología a aplicar es: DEA Network BCC con Orientación a la Entrada.

Implementación de modelo DEA Network BCC en plantas:

$$\text{Max} \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + k_0$$

Sujeto a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} + k_o \leq \sum_{d=1}^D w_d z_{dj} \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{d=1}^D w_d z_{dj} + k_o \leq \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1$$

$$w_d \geq 0, d = 1, 2, \dots, D; v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m; u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s; k_o \text{ libre}$$

Donde:

n = número total de DMU' s.

s = número de salidas de cada DMU.

m = número de entradas de cada DMU.

yrj: Representan los parámetros observados en la r -ésima salida de la DMU “j”.

xij: Representan los parámetros observados en la i-ésima entrada de la DMU “j”.

vr, ur, wd : Factores ponderadores permiten obtener medida escalar de eficiencia.

ko: Constante Norman y Stocker (Norman & Stocker, 1991).

4. Resultados

4.1. Caso I

Los resultados generales compendiados de las eficiencias óptimas, susceptibles de ser alcanzadas en base a restricciones de las variables de entrada: se muestran a continuación en la Tabla 1 (columna eficiencia).

Recalamos que las eficiencias óptimas obtenidas se realizaron en base al benchmarking. En nuestro caso, el modelo automáticamente arroja eficiencias de 100% para las DMU que sirvieron como “marcadores” para la determinación de estas eficiencias:

Unidades Marcadores: C2 – S1 – S3

Esto no necesariamente indica, que dichas unidades no pueden ser mejoradas. Sino que, a la luz de los parámetros evaluados, son las unidades de negocio representativas en base a las cuales determinamos teóricamente unidades virtuales de comparación.

DMU	Pers (I)	Mant (I)	Serv (I)	Desp (O)	Almac (O)	Salida pond.	Entrada pond.	Eficiencia
N1	515	653	332	3754	3756	0.85	1.00	0.85
N2	535	578	336	3041	2894	0.64	1.00	0.64
N3	356	356	230	1708	2515	0.82	1.00	0.82
C1	343	443	295	1919	2160	0.73	1.00	0.73
C2	424	578	252	3172	3528	1.00	1.00	1.00
S1	712	608	464	8859	6149	1.00	1.00	1.00
S2	349	278	222	2089	1795	0.64	1.00	0.64
S3	248	102	86	1897	708	1.00	1.00	1.00

Tabla 1 – DEA Clásico CCR con Orientación a la Entrada.

4.2. Caso II

Los resultados generales compendiados de las eficiencias óptimas, susceptibles de ser alcanzadas en base a restricciones de las variables de entrada: se muestran a continuación en la Tabla 2 (columna eficiencia).

Por otra parte, se aprecia el indicador que refleja si los rendimientos a escala de las respectivas DMU's son constantes o variables (crecientes o decrecientes) en la Tabla 2 (columna k).

DMU	Pers (I)	Mant (I)	Serv (I)	Desp (O)	Almac (O)	Salida pond.	Entrada pond.	Eficiencia	K
N1	515	653	332	3754	3756	0.88	1.00	0.88	0.29
N2	535	578	336	3041	2894	0.74	1.00	0.74	0.29
N3	356	356	230	1708	2515	1.00	1.00	1.00	0.34
C1	343	443	295	1919	2160	0.98	1.00	0.98	0.57
C2	424	578	252	3172	3528	1.00	1.00	1.00	0.00
S1	712	608	464	8859	6149	1.00	1.00	1.00	0.00
S2	349	278	222	2089	1795	0.91	1.00	0.91	0.46
S3	248	102	86	1897	708	1.00	1.00	1.00	0.00

Tabla 2 – DEA Clásico BCC con Orientación a la Entrada.

4.3. Caso III

Los resultados generales compendiados de las eficiencias óptimas, susceptibles de ser alcanzadas en base a restricciones de las variables de entrada: se muestran a continuación en la Figura N° 3 (columna eficiencia).

Recalamos que las eficiencias óptimas obtenidas se realizaron en base al benchmarking. En nuestro caso, el modelo automáticamente arroja eficiencias de 100% para las DMU que sirvieron como “marcadores” para la determinación de estas eficiencias:

Unidades Marcadores: N3 - C2 – S1 – S3

Esto no necesariamente indica, que dichas unidades no pueden ser mejoradas. Sino que, a la luz de los parámetros evaluados, son las unidades de negocio representativas en base a las cuales determinamos teóricamente unidades virtuales de comparación.

DMU	Pers (I)	Mant (I)	Serv (I)	Desp (O)	Tranf S1 S2	Transf S1 S3	Almac (O)	Eficiencia
N1	515	653	332	3754			3756	0.96
N2	535	578	336	3041			2894	0.77
N3	356	356	230	1708			2515	1.00
C1	343	443	295	1919			2160	0.76
C2	424	578	252	3172			3528	1.00
S1	712	608	464	4429	2658	1772	6149	1.00
S2	349	278	222	2089			1795	0.84
S3	248	102	86	1897			708	1.00

Tabla 3 – DEA Network CCR con Orientación a la Entrada.

4.4.Caso IV

Los resultados generales compendiados de las eficiencias óptimas, susceptibles de ser alcanzadas en base a restricciones de las variables de entrada: se muestran a continuación en la Tabla 4 (columna eficiencia).

Por otra parte, se aprecia el indicador que refleja si los rendimientos a escala de las respectivas DMU’s son constantes o variables (crecientes o decrecientes) en la Tabla 4 (columna k).

DMU	Pers (I)	Mant (I)	Serv (I)	Desp (O)	Tranf S1 S2	Transf S1 S3	Almac (O)	Eficiencia
N1	515	653	332	3754			3756	1.00
N2	535	578	336	3041			2894	0.84
N3	356	356	230	1708			2515	1.00
C1	343	443	295	1919			2160	0.98
C2	424	578	252	3172			3528	1.00
S1	712	608	464	4429	2658	1772	6149	1.00
S2	349	278	222	2089			1795	0.97
S3	248	102	86	1897			708	1.00

Tabla 4 – DEA Network BCC con Orientación a la Entrada.

4.5. Comparativo de Casos

DMU	Eficiencia				K	
	DEA CLASICO CCR	DEA NETWORK CCR	DEA CLASICO BCC	DEA NETWORK BCC	DEA CLASICO BCC	DEA NETWORK BCC
N1	0.85	0.96	0.88	1.00	0.29	-0.12
N2	0.64	0.77	0.74	0.84	0.29	-0.24
N3	0.82	1.00	1.00	1.00	0.34	0.35
C1	0.73	0.76	0.98	0.98	0.57	0.57
C2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00
S1	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00
S2	0.64	0.84	0.91	0.97	0.46	-0.35
S3	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00

Tabla 5 – Comparativo de Eficiencias de los casos.

5. Discusión de resultados

En la comparación del Caso I vs Caso II, se observa que las eficiencias mejoran y que los rendimientos son crecientes, con excepción de las unidades que alcanzaron los umbrales de eficiencia en el modelo DEA CCR. Este mismo comportamiento se aprecia en otros estudios en sector servicios básicos (Io Storto, 2020), (Zhu, 2020) y (Gidion, Hong, Adams, & Khoveyni, 2019).

En la comparación del Caso I vs Caso IV, se observa que las eficiencias mejoran, sin embargo, se observa que existen DMU's que cambian su rendimiento a escala a decrecientes, este fenómeno no se puede explicar en base a los enfoques multiplicativos y aditivos puros de dos etapas (Lee, 2021) ni aplicando la teoría de la incertidumbre sin extender el modelo (Jiang, Chen, Li & Lio, 2021), en consecuencia, se ha optado por el análisis en base a la evolución de los modelos.

En la comparación de los Casos III y IV, los umbrales de eficiencia alcanzados por algunas DMU's en el modelo DEA Network CCR (N3, C2, S1 y S3), se mantienen en el modelo DEA Network BCC. Estos resultados son concordantes con la comparación de los Casos I y II, en la cual se verificó que las unidades eficientes representan plantas que presentan características que las hacen especiales, por ejemplo: mayor volumen de despacho, mayores facilidades en infraestructura, demanda estacional, etc.

Siguiendo con el análisis de los Casos III y IV, se aprecia la adición de una DMU eficiente (N1) en el modelo DEA Network BCC, con respecto al modelo DEA Network CCR, adicionalmente se aprecia que las eficiencias de las DMU's en el modelo DEA Network BCC mejoraron en general con respecto al modelo DEA Network. Con respecto a los rendimientos de escala, en el modelo DEA Network BCC se determina que las DMU's de la región Norte (N1 y N2) presentan un rendimiento a escala decreciente, la DMU

de la región Norte (N3) y la DMU de la región Centro (C1) presentan un rendimiento a escala creciente, las DMU's de la región Centro (C2) y la DMU de la región Sur (S1) presentan un rendimiento a escala constante (similar a sus homólogos en el modelo DEA Network CCR) y finalmente que las DMU's de la región Sur (S2 y S3) presentan un rendimiento a escala creciente, siendo estas DMU's las que presentan las relaciones de interdependencia (Joghataie, & Hosseinzadeh, 2020).

6. Conclusiones y limitaciones

En el comparativo de los modelos DEA Clásico CCR vs BCC se confirma las mejoras en eficiencia por el rendimiento de escala variables, incluso se incrementó en una unidad el número de unidades eficiente-frontera (N3). Adicionalmente todas las plantas arrojan rendimientos de escala creciente, lo cual es razonable en una industria intensiva de capital.

En el comparativo de los modelos DEA Clásico CCR vs DEA Network CCR, se aprecia la mejora de las eficiencias de las unidades que no forman parte de la red, esto se explica por el manejo de ponderaciones diferenciadas en las transacciones de salida

En el modelo DEA Network BCC, se mejoran las métricas de desempeño de las DMU's ineficientes obtenidas con el modelo DEA Network CCR. Estas mejoras se explican por efecto de la red (caso de unidades N1 y N2, ambas son plantas grandes), por efecto de escala (unidades C1 y S2, ambas plantas pequeñas). Un caso especial es la unidad C3, que llega a ser eficiente por efectos de escala (planta pequeña) y por el efecto de la red.

En relación a las limitaciones del estudio, cabe precisar que solo se ha considerado escenarios en los que se recibe productos ya mezclados (caso del combustible B5 S50, el cual es una mezcla del combustible B100 con ULSD), y no los casos en que la mezcla se realiza en planta, modalidad que la empresa está brindando recientemente a sus clientes.

Un aspecto a analizar sobre la constante k (constante de Norman y Stocker). es que en el comparativo de los modelos DEA Clásico BCC vs DEA Network BCC, las unidades N1 y N2 que no forman parte de la red cambian de retornos a escala crecientes a retornos a escala decrecientes, lo cual induce a un error de interpretación de la citada constante k . Si tomamos como referencia el modelo DEA clásico BCC que es de rendimiento creciente, la reducción del beneficio correspondería a que el efecto del manejo diferenciado de los ponderadores en las transferencias es menor que el diferencial de eficiencia con relación al rendimiento creciente.

Para próximos estudios, se debería plantear una investigación sobre el ajuste apropiado del indicador k , para la determinación del tipo de rendimiento a escala en el caso del modelo DEA Network BCC en el tipo de escenario objeto de estudio

7. Agradecimientos

Se agradece a la Universidad Tecnológica del Perú (UTP) por el apoyo económico brindado a los dos primeros autores.

Referencias

- Aviles-Sacoto, S., Cook, W. D., Imanirad, R., & Zhu, J. (2015). Two-stage network DEA: when intermediate measures can be treated as outputs from the second stage. *Journal of the Operational Research Society*, 66(11), 1868-1877.
- Chen, K., & Zhu, J. (2019). Scale efficiency in two-stage network DEA. *Journal of the Operational Research Society*, 70(1), 101-110.
- Elsayed, A., & Khalil, N. S. (2017, October). Evaluate and Analysis Efficiency of Safaga Port Using DEA-CCR, BCC and SBM Models–Comparison with DP World Sokhna. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 245, No. 4, p. 042033). IOP Publishing.
- Fancello, G., Carta, M., & Serra, P. (2020). Data envelopment analysis for the assessment of road safety in urban road networks: A comparative study using CCR and BCC models. *Case Studies on Transport Policy*, 8(3), 736-744. doi:10.1016/j.cstp.2020.07.007
- Faramarzi, G. R., Tavassoli, M., & Farzipoor Saen, R. (2014). Network DEA: A new approach for determining component weights. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 9(3), 178-184.
- Gharakhani, D., Eshlaghy, A. T., Hafshejani, K. F., Mavi, R. K., & Lotfi, F. H. (2018). Common weights in dynamic network DEA with goal programming approach for performance assessment of insurance companies in Iran. *Management Research Review*.
- Gidion, D. K., Hong, J., Adams, M. Z., & Khoveyni, M. (2019). Network DEA models for assessing urban water utility efficiency. *Utilities policy*, 57, 48-58.
- Han, T., & Han, X. (2021). An empirical analysis of the service efficiency of basic public education based on the BCC-DEA model of neural network computing principles. Paper presented at the *Journal of Physics: Conference Series*, 1865(4) doi:10.1088/1742-6596/1865/4/042131.
- Jiang, B., Chen, H., Li, J., & Lio, W. (2021). The uncertain two-stage network DEA models. *Soft Computing*, 25(1), 421-429.
- Joghataie, M., & Hosseinzadeh Lotfi, F. (2020). Efficiency and Return to Scale of Two-Stage network in Data Envelopment Analysis Using Additive Model. *International Journal of Data Envelopment Analysis*, 8(2), 69-78.
- Khalidi, R., El Afia, A., & Chiheb, R. (2019). Performance prediction of pharmaceutical suppliers: Comparative study between DEA-ANFIS-PSO and DEA-ANFIS-GA. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 60(4), 317-325. doi:10.1504/IJCAT.2019.101172. Los encabezamientos y pies de página serán incluidos por los editores.
- Kiani Mavi, R., Saen, R. F., & Goh, M. (2019). Joint analysis of eco-efficiency and eco-innovation with common weights in two-stage network DEA: A big data approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 553-562. doi:10.1016/j.techfore.2018.01.035

- Lee, H. S. (2021). Efficiency decomposition of the network DEA in variable returns to scale: An additive dissection in losses. *Omega*, 100, 102212.
- Lirn, T. C., & Nguyen, M. A. T. (2020). Efficiency of Ports in Vietnam: A Two-stage Network DEA Application. 29(1), 1-16.
- Lo Storto, C. (2020). Measuring the efficiency of the urban integrated water service by parallel network DEA: The case of Italy. *Journal of Cleaner Production*, 276, 123170.
- Norman, M., & Stoker, B. (1991). *Data Envelopment Analysis: the Assessment of Performance*. John Wiley & Sons. Chichester NY.
- Park, J., Lee, B. K., & Low, J. M. (2020). A two-stage parallel network DEA model for analyzing the operational capability of container terminals. *Maritime Policy & Management*, 1-22.
- Sha, M., Zhen, L., Cui, X., & Guo, S. (2015). Supply chains' efficiency evaluation based on network DEA CCR model and BCC model. *Journal of Information and Computational Science*, 12(7), 2857-2869. doi:10.12733/jics20105724
- Torres, A. I. Z. (2018). International trade logistics of pacific region through a network data envelopment analysis. [Logística del comercio internacional de la región de la Cuenca del Pacífico a través del Análisis Envolvente de Datos Network] *Contaduría y Administración*, 63(4) doi:10.22201/fca.24488410e.2018.1359
- Xiao, X., Zhong, Z., Wang, Y., Zhang, C., & Wu, H. (2020). Research on energy efficiency evaluation of urban rail transit based on DEA-BCC model. Paper presented at the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, , 435(1) doi:10.1088/1755-1315/435/1/012038.
- Zhu, J. (2011). Airlines performance via two-stage network DEA approach. *Journal of CENTRUM Cathedra: The Business and Economics Research Journal*, 4(2), 260-269.
- Zhu, J. (2019). *DEA under Big Data: Big Data Enabled Analysis of Data and Network Data Envelopment Analysis*, Worcester, USA.
- Zhu, J. 2020. *DEA under big data: data enabled analytics and network data envelopment analysis*. *Ann Oper Res*. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03668-8>
- Zhu, W., Miao, Z., & Pu, X. (2021). Serial network DEA models with a single intermediate measure. *Journal of the Operational Research Society*, 72(5), 1168-1173.