

México y los principales países productores de petróleo: Un estudio en el área de comercialización

Mexico and the main oil producing countries: A study in the commercialization area

Odette Virginia Delfín Ortega ^a

José César Lenin Navarro Chávez ^{b *}

Enrique Guardado Ibarra ^c

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo determinar la eficiencia de los principales países productores de petróleo en el área de comercialización durante el periodo 2010-2017, a partir de la metodología del análisis de la envolvente de datos (DEA por sus siglas en inglés). Se utiliza un modelo con rendimientos variables a escala y orientación output, y se instrumenta el estadístico bootstrap para darle robustez al modelo. En los resultados se observa que en general, ningún país fue eficiente. Sin embargo, el Reino Unido tuvo los niveles más altos de eficiencia, en el lado opuesto, se encuentra Brasil con valores muy reducidos en este indicador. Se concluye que en general, en materia de eficiencia, no se tuvo una adecuada utilización de los recursos del sector petrolero en el área de comercialización a nivel mundial. Se recomienda establecer estrategias en el sector para evitar la vulnerabilidad económica. El impacto que se tiene con estos estudios es que, a través de los resultados obtenidos, se pueden realizar propuestas para mejorar los niveles de eficiencia de la industria petrolera.

Palabras clave: eficiencia, industria petrolera, DEA

Clasificación JEL: C51, C61, C67, Q49

^a Profesor-Investigador del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo.

Morelia Michoacán México. Email: odette.delfin@umich.mx

^b Profesor-Investigador del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia Michoacán México. Email: cesar.navarro@umich.mx

^c Doctor en Negocios Internacionales del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia Michoacán. México. Email: enrique.guardado@outlook.com

* Autor de correspondencia

Abstract

The objective of this work is to determine the efficiency of the main oil-producing countries in the commercialization area during the 2010-2017 period, based on Data Envelopment Analysis (DEA) methodology. A model with variable returns to scale and output orientation is used and bootstrap statistic was applied to give the model robustness. The results show that in general, no country was efficient. However, the United Kingdom had the highest levels of efficiency, on the opposite side, there is Brazil with very low values in this indicator. It is concluded that in general, in terms of efficiency, there was not an adequate use of the resources of the oil sector in the area of global marketing. It is recommended to establish strategies in the sector to avoid economic vulnerability. The impact of these studies is that, through the results obtained, proposals can be made to improve the efficiency levels of the oil industry.

Keywords: efficiency, oil industry, DEA

JEL Codes: Q50, Q51, Q58, C59

1. Introducción

La industria petrolera es reconocida por su importancia debido a los bienes producidos y por su gran participación en el sector de la economía de cada país, que genera ingresos y empleos (Cavalheiro, Rodrigues y Ribeiro 2012).

El crecimiento económico es uno de los factores más importantes que afectan la demanda de productos petrolíferos y, por lo tanto, de petróleo crudo (Esen y Bayrak, 2017; Humatova y Qadim-Oglu, 2019; Yuzbashkandi, y Sadi, 2020). La OPEC (2020) señala que las economías en crecimiento juegan un papel fundamental, ya que aumentan la demanda de energía en general, especialmente para el transporte de bienes y materiales de los productores a los consumidores. El sector del transporte mundial depende casi totalmente de productos del petróleo como la gasolina y el combustible diésel. Los productos derivados del petróleo, representan alrededor de un tercio del consumo energético mundial total (EIA, 2021; Yu, Cheng y Chen, 2019).

Para alcanzar el crecimiento de la industria petrolera en todo el mundo, no solo se ha vuelto fundamental el desarrollo del sector *upstream* y *downstream*,¹ sino también todo lo referente a la comercialización tanto del petróleo en su estado puro como de los productos que se derivan de él a través del proceso de refinamiento.

La comercialización del petróleo es la distribución al por mayor y al por menor de productos refinados del petróleo a las empresas, la industria, el gobierno y los consumidores públicos. Generalmente, el petróleo crudo y los productos derivados del petróleo fluyen hacia los mercados que brindan el mayor valor al proveedor, lo que generalmente significa primero el mercado más cercano debido a un menor costo de transporte y mayores ingresos netos para el proveedor. En la práctica, sin embargo, el flujo comercial puede no seguir este patrón debido a otros factores, como configuraciones de refinación, mezcla de demanda de productos y especificaciones de calidad del producto (Inkpen y Moffett, 2011; Ouenniche, Xu y Tone, 2012; Robinson, 2014).

¹ El sector *upstream* hace referencia a la exploración, perforación y extracción del petróleo crudo tanto en tierra como en los océanos, mientras que el sector *downstream* hace referencia a la refinación del petróleo crudo y el tratamiento del gas natural (Trencome, 2013).

A través de su extensa cadena de suministro, la industria del petróleo ha empleado a cientos de miles de personas y ha contribuido de manera importante a las economías petroleras en términos de ingresos fiscales, tecnologías y exportaciones. Tal es la importancia de la comercialización del petróleo y sus derivados a nivel mundial, causada por la gran dependencia que se tiene de dicho energético para hacer funcionar gran parte de las economías, que las empresas petroleras, tanto públicas como privadas, han realizado grandes esfuerzos a través del tiempo para expandirse a nivel internacional, así como de igual manera para desarrollar tecnologías que le permitan alcanzar mayores rangos de producción y transformación, todo esto con el fin de hacer llegar sus productos cada vez a más mercados necesitados de estos (*British Petroleum*, 2020).

Debido a la importancia que representa realizar estudios que midan el uso eficiente de los recursos en la comercialización de la industria petrolera, en esta investigación se tiene como objetivo determinar el nivel de eficiencia de los principales países productores de petróleo en el área de comercialización durante el periodo 2010-2017, a partir de la metodología DEA. La hipótesis que se presenta es que el nivel de eficiencia de los principales países productores de petróleo en el área de comercialización fue bajo debido a que no se optimizaron adecuadamente los insumos -producción de petróleo crudo, derivados del petróleo y mano de obra- en función de sus exportaciones y ventas totales en el periodo 2010-2017.

El documento se encuentra estructurado en cinco apartados. En el primero, se tiene la introducción. En el segundo, se presentan los materiales y métodos donde se describe la metodología DEA. En el tercero, se desarrolla el modelo, así como las unidades de análisis y las variables a utilizar. En el cuarto apartado, se exponen los resultados. Finalmente, están las principales conclusiones del trabajo.

2. Materiales y métodos

El modelo del análisis de la envolvente de datos es un método no paramétrico de programación lineal que facilita la construcción de una superficie envolvente o frontera eficiente a partir de los datos disponibles del conjunto de entidades objeto de estudio conocidas como *Decision Making Unit* DMU (Unidad de toma de decisiones) y cada una de ellas obtiene un peso o valor de los *inputs* y *outputs* que maximizan el valor de eficiencia de su producción (Cooper, Seiford, y Tone, 2006).

La principal ventaja del DEA consiste en que no está basado en el conocimiento de la función de producción y permite encontrar el conjunto de empresas eficientes a partir de las cuales, mediante combinaciones lineales se obtiene la envolvente o frontera (Raffo y Ruiz, 2005).

La eficiencia analizada bajo el método no paramétrico del análisis de la envolvente de datos iniciada por Farrell (1957) fue reformulada como un problema de programación matemático por Charnes, Cooper y Rhodes (1978). Dado un número de unidades de producción, que son las Unidades de Toma de Decisiones, se construye una frontera de eficiencia de la muestra de unidades de producción. El método permite determinar la eficiencia relativa de las DMUs y así examinar su posición en relación con la situación óptima (Coelli, Prasada y Battese, 1998).

Farrell (1957) centró el problema de la eficiencia en su estimación a partir de los datos observados en las unidades productivas, dotando de un marco analítico al concepto neoclásico de “eficiencia paretiana”. En su trabajo diferenció entre eficiencia técnica y eficiencia *asignativa*. En todo proceso de producción, la eficiencia técnica orientada a los *inputs* viene dada por el consumo de *inputs* mínimo necesario para lograr un determinado volumen de *outputs*. Por otra parte, una empresa es eficiente en precios o asignativamente cuando combina los *inputs* en la proporción que minimiza sus costes. En la primera se comparan los *inputs* y los *outputs*

en unidades físicas, y en la segunda se añaden los precios de los factores de producción. La combinación de estos dos indicadores proporciona una medida de la eficiencia denominada “económica” o “global”. Afriat (1972) añade otra vertiente al concepto de eficiencia al considerar la escala en la que está produciendo la empresa.

2.1 Modelo DEA con rendimientos constantes a escala

El estudio de Farrell (1957) se complementa con los trabajos de Charnes, Cooper y Rhodes (1978), que partían de rendimientos constantes a escala (CRS), de forma tal que un cambio en los niveles de *inputs* conlleva a un cambio proporcional en el nivel del *output*, el cual requiere tantas optimizaciones como unidades de decisión (DMU). Tiene dos orientaciones: *input* (la comparación entre el nivel mínimo de *inputs* necesario, para un nivel dado de *outputs*) y la orientación *output* (la comparación entre el *output* máximo alcanzable, para un nivel dado de *inputs*). Puede escribirse en términos generales en tres formas: fraccional, multiplicativa y envolvente.

Para todo programa lineal original (programa primal) existe otro programa lineal asociado, denominado programa dual, que puede ser utilizado para determinar la solución del problema primal. Existe una variable dual por cada restricción primal y una restricción dual por cada variable primal. En la mayor parte de las aplicaciones DEA, el modelo que más emplean en la medición de eficiencia es de la forma envolvente.

La fórmula para este modelo con orientación input es la siguiente:

$$\theta^* = \min \theta \lambda \theta$$

$$\text{St. } Y \lambda \geq Y_i$$

$$X \lambda \leq \theta X_i$$

$$\lambda \geq 0$$

Donde θ indica la distancia en *inputs* a la envolvente de datos, es decir la medida de eficiencia. X es la matriz de *inputs*, Y es la matriz de *outputs*, λ es el vector de pesos o intensidades, X_i, Y_i representan los valores de *inputs* y *outputs* respectivamente.

2.2 Modelo DEA con rendimientos variables a escala

Banker, Charnes y Cooper (1984) extendieron el modelo original para incluir rendimientos variables a escala (VRS). Considerando que diversas circunstancias como la competencia imperfecta, las restricciones en el acceso a fuentes de financiación, etc., pueden provocar que las unidades no operen a escala óptima. Por lo que al programa lineal original se le agrega una restricción.

El modelo con rendimientos variables a escala se puede presentar al igual que el modelo de rendimientos constantes a escala, en tres maneras diferentes: en forma fraccional, multiplicativa y envolvente.

En el modelo DEA VRS en su forma envolvente se propone una modificación al programa lineal original con rendimientos constantes a escala al cual se le agrega una restricción: $\sum \lambda = 1$. De tal manera que, el modelo de rendimientos variables a escala (VRS) con orientación *input* queda de la siguiente manera:

Sujeto a

$$\theta^* = \min \theta$$

$$Y\lambda \geq Y_i$$

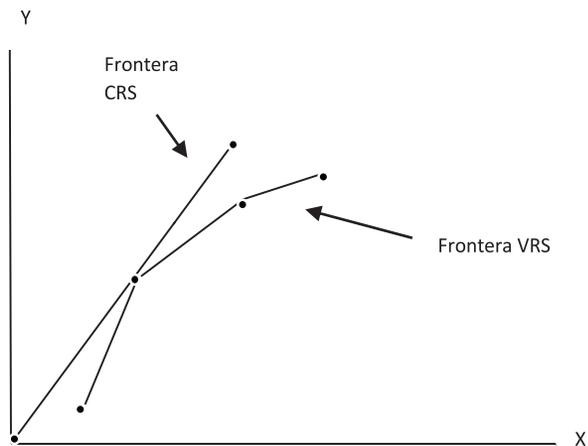
$$X\lambda \leq \theta X_i$$

$$\sum \lambda = 1$$

$$\lambda, s^+, s^- \geq 0$$

La unidad evaluada será calificada como eficiente, según la definición de Pareto-Koopmans, si y solo si en la solución óptima $\theta^* = 1$.

Figura 1 Modelo frontera DEA CRS y DEA VRS en su forma envolvente



Fuente: Zhu, 2009.

2.3 Técnica *bootstrap*

El *bootstrap* es una herramienta estadística que fue introducida por Efron (1979), para analizar la sensibilidad de las medidas de eficiencia a una muestra de variación. La adaptación consistente del *bootstrap* a estimaciones del DEA fue formulada por primera vez por Simar y Wilson (1998)

De acuerdo con Simar y Wilson (2006), para poder determinar el sesgo que cada empresa puede tener, se debe generar una muestra con la que se consiga obtener una estimación del verdadero valor de la función de la frontera y restarla a la eficiencia estimada con el DEA. Al repetir este proceso de manera reiterada, se obtendrán infinitas fronteras *bootstrap* que se compararán siempre con la misma frontera verdadera. Esto dará como resultado infinitas mediciones de eficiencia *bootstrap* para cada empresa. Si el proceso generador de datos ha sido estimado con propiedad, la distribución del sesgo *bootstrap* de cada empresa debe ser similar al que se presenta en el mundo real.

En el caso de la estimación *bootstrap*, en vez de obtener una única muestra repetimos el procedimiento anterior un elevado número de veces para asegurarnos que el sesgo calculado con la muestra *bootstrap*, corresponda al del mundo real. El número de veces B que se repita el procedimiento será aquel que garantice que la aproximación es fiable. Normalmente se considera que al menos sean 1000 muestras. Simar y Wilson (2000) recomiendan remuestrear 2000 o incluso un número mayor de veces.

3. Desarrollo del Modelo

Se propone desarrollar un modelo DEA de eficiencia técnica con rendimientos variables a escala (VRS) y con orientación *output* -se pretende maximizar los *outputs* - en el periodo 2010-2017. Para darle robustez a los resultados se aplica la técnica *bootstrap* con 2000 interacciones (Simar y Wilson, 2000).

Se seleccionaron como unidades de toma de decisiones (DMUs por sus siglas en inglés) a los principales países en términos de su producción petrolera para el año 2017 (OPEC, 2018). Se obtuvo la muestra final en base a la información disponible de estos países.

Los países considerados como DMU's del modelo fueron los siguientes: Estados Unidos, Rusia, Canadá, China, Emiratos Árabes Unidos, Kuwait, Brasil, Kazajistán, México, Angola, Venezuela, Argelia, Reino Unido, Países Bajos, Francia y España.

Para la selección de las variables se efectuó la revisión de literatura de diversos trabajos vinculados con la medición de la eficiencia de la industria petrolera (véase tabla 1).

Tabla 1 Revisión de literatura

<i>Autor</i>	<i>Modelo</i>	<i>Inputs</i>	<i>Outputs</i>
Cavalheiro, Rodrigues de Almeida y Ribeiro da Silva (2012).	Modelos DEA CRS, y VRS.	Porcentaje de inactividad de la planta en funcionamiento, cantidad de agua consumida.	Volumen de producción de la refinería y años que tiene la refinería.
Al-Najjar y Al-Jaybajy (2012).	Modelo DEA CCR.	Petróleo crudo, trabajadores, electricidad utilizada en el proceso, área de refinería.	Naphtha, gasolina, keroseno.
Li, L., Li, M. y Wu, Ch. (2013).	Modelos DEA CRS, VRS y eficiencia de escala. DEA super eficiencia.	Costos laborales, costos de materiales del proceso de exploración y producción, depreciación del activo fijo.	Producción de petróleo, producción de gas, precio absoluto al consumidor.
Sueyoshi y Wang (2018).	DEA CCR.	Operaciones de perforación y producción, trabajadores.	Producción de petróleo.
Montero-Monsalvo <i>et al</i> (2018).	Modelo econométrico de ecuaciones simultáneas.	Costo real de la extracción de crudo, oferta internacional de crudo, precio internacional de crudo, número de reservas probadas de crudo, PIB de México, precio real por barril de crudo, precio real nacional de la gasolina.	.Suministro de petróleo crudo. .Demanda de gasolina.
Ling (2018).	Modelo econométrico MCO.	Ganancias netas por año, cargos de depreciación, capital invertido.	Flujo de efectivo de ventas petroleras.
Wang, Zhu y Liu (2019).	DEA VRS y Malmquist.	Personal dedicado a investigación y desarrollo de firmas petroleras, gasto en innovación y desarrollo, gasto en tecnología.	Tasa de patentes de productos petroleros de innovación, venta de productos innovados, cuota de mercado de productos innovadores.
Tavana, Khalili-Damghani, Santos, y Hosseini (2019).	Modelo Network-DEA.	Alimentación de refinería, energía consumida, combustible, trabajadores, staff administrativo, índice de grado de complejidad, índice del Instituto del Petróleo Americano.	Relación de volumen de productos ligeros respecto a los pesados, porcentaje de desperdicios, emisiones de CO2.
Idowu, Iledare, Echendu y Achi, (2019),	DEA VRS y modelo econométrico de datos de panel.	Reservas de petróleo por operador, reservas de gas por operador, cantidad de pozos por operador (No. de pozos activos).	Producción de petróleo por operador por año, producción de gas por operador por año.

Vikas (2019).	Modelo DEA CRS.	Materiales consumidos, empleados, capital invertido.	Ingresos, capital invertido.
Filimonova, Komarova y Chebotareva (2020).	Análisis Factorial y un índice de división media aritmética.	Índice de carga tributaria de compañías de petróleo y gas, índice de carga porcentual, rendimiento de las ventas (ROS), rotación de activos y apalancamiento financiero.	Rendimiento sobre el capital de compañías de petróleo y gas.
Mohamed, Takouda y Golmohammadi (2021).	Modelo DEA CCR, VRS y eficiencia de escala.	Mano de obra, petróleo crudo extraído, costos de exploración y producción.	Producción de petróleo, producción de gas.

Fuente: Elaboración propia con base en la revisión de literatura

De la revisión de la literatura y de la disponibilidad de información estadística los *inputs* y *outputs* considerados para el modelo de eficiencia DEA fueron los siguientes:

Inputs:

- Barriles de petróleo producidos (miles de barriles diarios).
- Producción de productos derivados del petróleo (miles de barriles diarios).
- Mano de obra (número de empleados).

Outputs:

- Exportaciones de petróleo crudo (miles de barriles diarios).
- Exportaciones de productos derivados del petróleo (miles de barriles diarios).
- Ventas totales (millones de dólares).

4. Resultados

En este apartado se analiza la eficiencia en la comercialización de la industria petrolera tomando en cuenta la producción de petróleo crudo, derivados del petróleo y mano de obra con respecto a las exportaciones y ventas tanto del petróleo crudo como de sus productos derivados en el mercado internacional.

En los resultados de eficiencia del modelo DEA VRS con *bootstrap* para el periodo 2010-2017, se observa que ningún país fue eficiente en los años revisados, teniéndose en promedio para el periodo un valor de 0.851. Se observa además, que el año en que fueron más eficientes todos los países fue en el 2017 con un promedio de 0.923. Mientras que, el año en que se tuvieron los menores niveles de eficiencia fue el 2013 con un valor promedio de 0.771 (ver tabla 2).

Es el Reino Unido el que alcanza el nivel de eficiencia más alto con un promedio en el periodo de 0.948, -muy cercano a la unidad-, esto quiere decir que optimizaron adecuadamente los recursos mano de obra, producción de petróleo crudo y sus derivados en función de las exportaciones realizadas de petróleo crudo, de productos derivados del petróleo, así como de sus ventas medidas en millones de dólares. En el lado opuesto se encuentra Brasil que obtuvo un promedio de eficiencia para el periodo de 0.622.

Tabla 2 Eficiencia técnica DEA VRS con *bootstrap* en el área de comercialización de los principales países productores de petróleo, 2010-2017

<i>País</i>	<i>2010</i>	<i>2011</i>	<i>2012</i>	<i>2013</i>	<i>2014</i>	<i>2015</i>	<i>2016</i>	<i>2017</i>	<i>Promedio</i>
<i>México</i>	0.766	0.745	0.691	0.644	0.629	0.627	0.642	0.744	0.686
<i>Francia</i>	0.932	0.890	0.885	0.853	0.881	0.902	0.928	0.945	0.902
<i>Países Bajos</i>	0.934	0.891	0.886	0.855	0.882	0.904	0.929	0.948	0.904
<i>Kuwait</i>	0.930	0.889	0.884	0.846	0.873	0.899	0.929	0.950	0.900
<i>Venezuela</i>	0.861	0.821	0.805	0.723	0.899	0.895	0.825	0.778	0.826
<i>Kazajistán</i>	0.925	0.926	0.881	0.876	0.868	0.927	0.956	0.840	0.900
<i>Emiratos Árabes Unidos</i>	0.930	0.887	0.881	0.849	0.877	0.900	0.927	0.948	0.900
<i>Argelia</i>	0.652	0.730	0.711	0.577	0.670	0.909	0.969	0.978	0.775
<i>Rusia</i>	0.929	0.887	0.880	0.847	0.874	0.896	0.926	0.948	0.898
<i>EUA</i>	0.931	0.894	0.891	0.855	0.880	0.905	0.930	0.950	0.905
<i>Canadá</i>	0.930	0.902	0.897	0.858	0.877	0.901	0.932	0.952	0.906
<i>Brasil</i>	0.809	0.514	0.445	0.429	0.507	0.559	0.744	0.969	0.622
<i>China</i>	0.940	0.618	0.695	0.748	0.819	0.955	0.965	0.948	0.836
<i>Angola</i>	0.930	0.893	0.887	0.851	0.878	0.902	0.931	0.950	0.903
<i>Reino Unido</i>	0.970	0.957	0.945	0.916	0.945	0.951	0.933	0.966	0.948
<i>España</i>	0.932	0.897	0.891	0.615	0.672	0.626	0.837	0.951	0.803
<i>Promedio</i>	0.894	0.834	0.822	0.771	0.815	0.853	0.894	0.923	0.851

Fuente: Elaboración propia con base en los resultados obtenidos a través de la metodología DEA

En el caso de México el promedio de eficiencia obtenido para el período estudiado fue de 0.686. Es el año 2010 donde se alcanza el valor más alto (0.766). Sin embargo, para los años siguientes los niveles de eficiencia presentan una tendencia descendente que empiezan a recuperarse a partir del año 2016, sin llegar al valor que se tuvo para el 2010.

4.1 Análisis benchmarking

La característica principal del análisis de *benchmarking* es la de identificar a las DMU's eficientes que son consideradas como puntos de referencia para las DMU's que son ineficientes, y que tienen ciertas características similares. Cada unidad referente indicará la intensidad de influencia -los coeficientes que aparecen entre paréntesis-, que tiene sobre las unidades ineficientes (Coll y Blasco, 2006).

En la tabla 3 se puede observar que el país petrolero que más se utiliza como referencia para el resto de los países es Países Bajos que fue tomado como referencia 6 veces, seguido de Rusia y Kuwait que fueron tomados como referencia 5 veces.

Tabla 3 Análisis *benchmarking* en el área de comercialización de los principales países productores de petróleo

País	Benchmark(Lambda)
México	Kuwait(0.580923); Emiratos(0.222662); Rusia(0.022478); Países Bajos(0.173936)
Francia	Francia(1.000000)
Países Bajos	Países Bajos(1.000000)
Kuwait	Kuwait(1.000000)
Venezuela	Países Bajos(0.155381); Kuwait(0.397827); Emiratos(0.387794); Rusia(0.058998)
Kazajistán	Kazajistán(1.000000)
Emiratos Árabes Unidos	Emiratos(1.000000)
Argelia	Francia(0.071472); Países Bajos(0.247616); Kuwait(0.025926); Angola(0.654985)
Rusia	Rusia(1.000000)
EUA	EUA(1.000000)
Canadá	Canadá(1.000000)
Brasil	Países Bajos(0.497069); Kuwait(0.498946); Rusia(0.003985)
China	Países Bajos(0.987948); Rusia(0.012052)
Angola	Angola(1.000000)
Reino Unido	Reino Unido (1.000000)
España	España(1.000000)

Fuente: Elaboración propia con base en los resultados obtenidos a través de la metodología DEA

Para México sus puntos de referencia fueron Kuwait, Emiratos Árabes Unidos, Países Bajos y Rusia, con niveles de intensidad de influencia de 0.580923, 0.222662, 0.173936 y 0.022478, en ese orden.

4.2 Análisis *slacks*

El análisis *slacks* permite analizar en qué variable y en qué proporción se debe de realizar una reducción en algún input o bien un incremento en el output para alcanzar los niveles de eficiencia.

En la tabla 4 se puede observar que en la producción de derivados de petróleo, México, Argelia, Brasil y China deben de reducir este *input*, lo que significa que con la cantidad de producción de derivados de petróleo que están realizando estos países, no están exportando ni realizando las ventas necesarias para ser eficientes. En los barriles producidos de petróleo crudo los países que deben reducir este *input* son los mismos que en el primer caso, Argelia, Brasil y China. En la mano de obra los países que deben realizar ajustes en este *input* son Venezuela y China. Por lo que se refiere al *output*, exportaciones de petróleo crudo, Argelia es el país que debe de incrementar este indicador, en tanto que en el segundo *output*, exportaciones derivados de petróleo, deben aumentar su volumen México, Venezuela, Argelia, Brasil y China. Por último, para las ventas totales, es Argelia el único país que debe tener incrementos en este *output*.

Tabla 4 Análisis *benchmarking* en el área de comercialización de los principales países productores de petróleo

País	Producción derivados petróleo	Producción petróleo crudo	Mano obra	Export crudo	Export derivados petróleo	Ventas
México	307.512681	-0	-0	0	747.327838	0
Francia	-0	-0	-0	0	0	0
Países Bajos	-0	-0	-0	0	0	0
Kuwait	-0	-0	-0	0	0	0
Venezuela	-0	-0	-5974.9141	0	85.270917	0
Kazajistán	-0	-0	-0	0	0	0
Emiratos Árabes Unidos	-0	-0	-0	0	0	0
Argelia	-267.899638	-9.038286	-0	76.451227	1195.39145	77946.0038
Rusia	-0	-0	-0	0	0	0
EUA	-0	-0	-0	0	0	0
Canadá	-0	-0	-0	0	0	0
Brasil	-913.337638	-525.29728	-0	0	1107.1621	0
China	-8848.5061	-3932.9015	-48909.279	0	1331.78942	0
Angola	-0	-0	-0	0	0	0
Reino Unido	-0	-0	-0	0	0	0
España	-0	-0	-0	0	0	0

Fuente: Elaboración propia con base en los resultados obtenidos a través de la metodología DEA

Se pudo observar en este análisis de *slacks* que las variables donde presentaron mayor problema los países fueron la producción de derivados de petróleo como input y las exportaciones de productos derivados de petróleo como *output*. Por lo que los países, específicamente México, deben de direccionar su política energética en fortalecer la producción y exportación de derivados de petróleo.

Conclusiones

En este estudio se presenta el análisis de la eficiencia técnica de los principales países productores de petróleo a nivel mundial en el área de comercialización durante el periodo 2010-2017. Para ello, se desarrolló un modelo DEA con rendimientos variables a escala con orientación *output*. Se instrumentó además, la técnica *bootstrap* con 2000 iteraciones para darle robustez a los resultados.

De la revisión de la literatura de diversos trabajos vinculados con la medición de la eficiencia de la industria petrolera, así como de la información estadística disponible, se obtuvieron las variables a trabajar en el modelo. Quedando como *inputs*: barriles de petróleo producidos (miles de barriles diarios), producción de productos derivados del petróleo (miles de barriles diarios) y mano de obra en el área de comercialización (número de empleados); mientras que como *outputs*: exportación de barriles de petróleo crudo (miles de barriles diarios), exportaciones de productos derivados del petróleo (miles de barriles diarios) y ventas totales (millones de dólares).

En la selección de las DMUs del modelo se consideraron a los principales países productores de petróleo para el año 2017 de acuerdo a la OPEC (2018), así como la disponibilidad de información. Los países que integraron las DMUs fueron entonces: Estados Unidos, Rusia, Canadá, China, Emiratos Árabes Unidos, Kuwait, Brasil, Kazajistán, México, Angola, Venezuela, Argelia, Reino Unido, Países Bajos, Francia y España.

La eficiencia técnica con *bootstrap* que alcanzaron los países en promedio fue del 0.851 en todo el periodo de estudio. Sobresale el Reino Unido que tuvo una eficiencia técnica de 0.948 en promedio. En el lado opuesto con la menor eficiencia se encuentra Brasil con un valor promedio de 0.622.

En el análisis de *benchmarking* Países Bajos fue quien más se utiliza como referencia para el resto de los países -6 veces-, seguido de Rusia y Kuwait que fueron tomados como referencia 5 veces. En el análisis de *slacks*, se pudo observar que el input que más países deben de reducir para ser más eficientes fue la producción de derivados de petróleo; en tanto que, en el caso del output que más países deben de aumentar fueron las exportaciones de productos derivados de petróleo.

En el caso de México, tuvo un promedio de eficiencia en todo el periodo de 0.686, quedando en penúltimo lugar de los países estudiados, lo que da cuenta que no optimizó adecuadamente sus recursos, y esto se ve reflejado en las bajas ventas. De acuerdo a las cifras de Pemex (2021), a partir del 2013 las ventas netas del petróleo mexicano muestran altibajos muy marcados, y específicamente en el año 2020 tienen una gran caída, esto debido a la crisis causada por la pandemia de la COVID-19 a nivel mundial, la cual afectó el desempeño de la industria petrolera en todos los países tanto productores como consumidores.

La hipótesis planteada se cumple, ya que los principales países productores de petróleo a nivel mundial tuvieron un nivel de eficiencia baja en el área de comercialización debido a que no obtuvieron las combinaciones óptimas de los *outputs* respecto a los *inputs* empleados en el periodo de estudio.

Finalmente, es de destacar que el llevar a efecto este tipo de investigaciones es importante en la medida en que permiten identificar las deficiencias del sector petrolero, así como el ubicar hacia donde debe de ir orientada la política energética en aquellos países que presentan bajos niveles de eficiencia.

Bibliografía

- Afriat, S. (1972). Efficiency estimation of productions functions. *International Economic Review*, 13 (3), 568-98.
- Al-Najjar, S. y Al-Jaybajy, M. (2012). Application of Data Envelopment Analysis to Measure the Technical Efficiency of Oil Refineries: A Case Study. *International Journal of Business Administration*, 3(5). DOI: <http://dx.doi.org/10.5430/ijba.v3n5p64>
- Banker, R., Charnes, A. y Cooper, W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30 (9), 1078-1092.
- British Petroleum. (2020). *Statistical review of world energy 2020*. Centre for Energy Economics Research and Policy, Heriot-Watt University.
- Cavalheiro, C., Rodrigues de Almeida, M., y Ribeiro da Silva, R., (2012). Efficiency in Brazilian Refineries under Different DEA Technologies. *International Journal of Engineering Business Management*. January 2012. doi:10.5772/52799
- Charnes, A., Cooper, W. y Rhodes, E. (1978). Measurement the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.

- Coelli, T., Prasada, D. y Battese, G. (1998). *An introduction to efficiency and productivity analysis*, Boston: Kluwer Academic Publisher.
- Coll, V. y Blasco, O. (2006). *Evaluación de la eficiencia mediante el Análisis Envolvente de Datos: Introducción a los modelos básicos*. Universidad de Valencia.
- Cooper, W., Seiford, L. y Tone, K. (2006). *Introduction to Data Envelopment Analysis and its uses*. New York: Springer-Verlag.
- Efron, B. (1979). *Bootstrap methods: Another look at jackknife*. *Ann Statist*, 7 (1), 1-26.
- Energy Information Administration (EIA). (2021). *Oil and petroleum products explained*. <https://www.eia.gov/energyexplained/oil-and-petroleum-products/prices-and-outlook.php>
- Esen, Ö., & Bayrak, M. (2017). Does more energy consumption support economic growth in net energy-importing countries. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 22(42), 75-98. Recuperado de http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-18862017000100006&Ing=es&tlng=en
- Farrell, M. (1957). The Measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society. Serie A*, 120, Part III, 253-267
- Filimonova, I., Komarova, A. and Chebotareva, A. (2020). Factor analysis of economic efficiency of the oil and gas industry in Russia, en *Topical Problems of Green Architecture, Civil and Environmental Engineering 2019* (TPACEE 2019). E3S Web Conf., 164. DOI <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202016409028>
- Humbatova, S. y Qadim-Oglu, N. (2019). Oil Factor in Economic Development. *Energies*, 12(8), 1573; doi:10.3390/en12081573
- Idowu, A., Iledare O, Echendu , J. & Achi, P. (2019). Upstream technical efficiency and its determinants: Evidence from non-parametric and parametric analysis of Nigeria exploration and production (E & P), *Cogent Engineering*, 6(1), DOI: 10.1080/23311916.2019.1575638
- Inkpen, A. y Moffett, M. (2011). *The global oil & gas industry: management, strategy & finance*. Tulsa, Okla.: PennWell.
- Li, L., Li, M. y Wu, Ch. (2013). Production efficiency evaluation of energy companies based on the improved super-efficiency data envelopment analysis considering undesirable outputs. *Mathematical and Computer Modelling*, 58 (5-6). Pp 1057-1067. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2012.07.001>
- Ling, V. (2018). Financial analysis of oil fields development efficiency. *Espacios*, 39(12). Disponible en: <https://www.revistaespacios.com/a18v39n12/a18v39n12p30.pdf>
- Mohamed D., Takouda, P. & Golmohammadi, A. (2021). Efficiency measurement of Canadian oil and gas companies. *International Journal of Operational Research, Inderscience Enterprises Ltd*, 40(4). Pp. 460-488.
- Montero-Monsalvo, E., Mora-Flores, J., Martínez-Damián, M., Hernández-Juárez, M., & Valdivia-Alcalá, R. (2018). Oil and gasoline market analysis in Mexico, 1996-2015. *Agrociencia*, 52(8), 1179-1193. Retrieved September 06, 2021, from http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-31952018000801179&Ing=en&Ing=en.
- Organization of the Petroleum Exporting Countries (OPEC) (2018). *Oil Countries Data Download*. Recuperado de <https://asb.opec.org/index.php/data-download>
- Organization of the Petroleum Exporting Countries (OPEC). (2020). *2020 World Oil Outlook 2045*. Organization of the Petroleum Exporting Countries. ISBN 978-3-9504890-0-2

- Ouenniche, J., Xu, B. y Tone, K. (2012). Relative Performance Evaluation of Competing Crude Oil Prices' Volatility Forecasting Models: A Slacks-Based Super-Efficiency DEA Model. *American Journal of Operations Research*, 4(4), Pp. 235-245. DOI: 10.4236/ajor.2014.44023
- Petróleos Mexicanos (PEMEX) (2021). *Historia de Petróleos Mexicanos*. <https://www.pemex.com/acerca/historia/Paginas/default.aspx>
- Raffo, E., & Ruiz, E. (2005). Fronteras de eficiencia para operadores de decisiones. *Industrial Data*, 8(2). Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81680212>
- Robinson, M. (2014). *Marketing big oil: brand lessons from the world's largest companies*. New York, NY: Palgrave Macmillan
- Simar, L. y Wilson, P. (1998). Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models. *Management science*, 44 (1), 49-61.
- Simar, L. y Wilson, P. (2000). Statistical inference in nonparametric frontier models: The state of the art. *Journal of Productivity Analysis*, 13(1), 49-78.
- Simar, L. y Wilson, P. (2006). Statistical inference in nonparametric frontier models: Recent developments and perspectives. *Journal of Productivity Analysis*, 13, 49-78.
- Sueyoshi, T. & Wang, D. (2018). DEA environmental assessment on US petroleum industry: Non-radial approach with translation invariance in time horizon, *Energy Economics*, 72(C), Pp. 276-289.
- Tavana, M., Khalili-Damghani, K., Santos, F., y Hosseini, A. (2019). A fuzzy multi-objective multi-period network DEA model for efficiency measurement in oil refineries, *Computers & Industrial Engineering*, 135, Pp. 143-155, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.05.033>.
- Trencome. (2013). *Petroleum industry*. Recuperado de: <https://archive.is/20130412005647/http://www.trencome.com/petroleumindustry.htm>
- Vikas, Rohit Bansal, (2019). Efficiency evaluation of Indian oil and gas sector: data envelopment analysis, *International Journal of Emerging Markets*, <https://doi.org/10.1108/IJoEM-01-2018-0016>
- Wang, Y., Zhu, Z. & Liu, Z. (2019). Evaluation of technological innovation efficiency of petroleum companies based on BCC-Malmquist index model. *J Petrol Explor Prod Technol* 9, 2405-2416. <https://doi.org/10.1007/s13202-019-0618-9>
- Yu, H.; Cheng, Q.; y Chen, R. (2019). *The Final Energy Consumption Characteristics of the G7 and BRICS Nations*. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering, 677 (032031) IOP Publishing. doi:10.1088/1757-899X/677/3/032031
- Yuzbashkandi, S., y Sadi, M. (2020). Petroleum production impacts on the economic growth of the OPEC countries: panel ARDL approach. *SN Applied Sciences*, 2 (693). <https://doi.org/10.1007/s42452-020-2490-0>
- Zhu, J. (2009). *Quantitative models for performance evaluation and benchmarking, Data Envelopment Analysis with spreadsheets*, 2nda ed. Springer.