

Evaluación de benchmarking de los principales aeropuertos de Norteamérica, 2017-2022. Un estudio a través de la Envolvente de Datos

Benchmarking evaluation of major North American Airports, 2017-2022:
A study using Data Envelopment Analysis

*Odette Virginia Delfin Ortega*¹
*Joel Bonales Valencia*²
*José Martín Gaspar Rodríguez Machorro*³

Fecha de recepción: 22 de mayo de 2024
Fecha de aprobación: 5 de junio de 2024

Resumen

El presente artículo analiza la eficiencia técnica de los principales aeropuertos en América del Norte. Esta eficiencia está relacionada con la capacidad de generar la máxima cantidad de unidades de tráfico⁴ transportadas a partir de un conjunto limi-

- 1 Profesora investigadora del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia, Michoacán, México. Email: odette.delfin@umich.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0990-6768>
- 2 Profesor investigador del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia, Michoacán, México. Email: joel.bonales@umich.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1492-9614>
- 3 Estudiante del Doctorado en Ciencias del Desarrollo Regional del Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. Morelia, Michoacán, México. Email: josemartin.rodriguez@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-9405-2420>
- 4 Unidad de tráfico: unidad utilizada para medir el volumen de tráfico de pasajeros y carga en aeropuertos, equivalente a un pasajero o 100 kg de carga.

tado de insumos. Estos insumos incluyen el número y longitud de las pistas, la cantidad de empleados, los contratos con líneas aéreas y los destinos de vuelo. Para llevar a cabo esta evaluación, se utiliza la metodología del Análisis de la Envolvente de Datos (DEA) con rendimientos variables de escala. El periodo de análisis abarca desde 2017 hasta 2022. Se aplican también técnicas como *bootstrap*, *slacks* y *benchmarking*. dado que el tamaño de la muestra es pequeño y diverso, se emplea la técnica estadística de *bootstrap* para obtener estimaciones más confiables y precisas. El artículo igualmente incluye un análisis de los excesos de entrada y las brechas en los *outputs* de los aeropuertos entre la capacidad de transporte real y la óptima. Asimismo, es relevante comparar los que resultan ineficientes con los que obtuvieron mejor desempeño. Cabe destacar que los tres principales aeropuertos estadounidenses no lograron cumplir con el nivel de referencia, especialmente durante la pandemia. También es notable, que los mercados de carga experimentaron un crecimiento significativo en 2020-2022, impulsado por la distribución de vacunas, equipos médicos y el comercio electrónico.

Palabras clave: aeropuertos, Norteamérica, eficiencia técnica, Análisis Envolvente de Datos.

Abstract

The present article analyzes the technical efficiency of major airports in North America. This efficiency is related to the ability to generate the maximum amount of transported traffic units from a limited set of inputs. These inputs include the number and length of runways, the number of employees, airline contracts, and flight destinations. To conduct this evaluation, the Data Envelopment Analysis (DEA) methodology with variable returns to scale is used. The analysis period covers from 2017 to 2022. Techniques such as bootstrap, slacks, and benchmarking are also applied. Given the small and diverse sample size, the Bootstrap statistical technique is employed to obtain more reliable and accurate estimates. The article also includes an analysis of input excesses and output gaps in airports between actual and optimal transport capacity. It is also relevant to compare inefficient airports with those that performed better. It is noteworthy that the three main U.S. airports failed to meet the benchmark level, especially during the pandemic. Additionally, it is notable that

cargo markets experienced significant growth in 2020-2022, driven by the distribution of vaccines, medical equipment,

Keywords: airports, north america, technical efficiency, Data Envelopment Analysis.

Introducción

Los aeropuertos son un activo invaluable para las poblaciones a las que sirven, ayudándoles a desarrollar todo su potencial económico y garantizar un crecimiento estable, impulsando el turismo, comercio, la inversión, el desarrollo empresarial y empleo a largo plazo. De acuerdo con información de *Airports Council International* (ACI), el total de pasajeros globales llegó casi a los 6,600 millones al cierre del 2022, lo que significa una variación positiva de casi el 44% con respecto al 2021. Nuestro país –México– recibió más de 18 millones de visitantes extranjeros durante el 2022, principalmente de Norteamérica, Europa y Latinoamérica. Es importante destacar que más del 70% provenía de Estados Unidos y Canadá. Los aeropuertos experimentaron una fuerte recuperación en el tráfico de pasajeros después del peor shock a raíz de la pandemia del covid-19 en el año 2020.

Los aeropuertos igualmente desempeñan un rol importante en el envío de la carga aérea internacional y la logística de las cadenas productivas, ya que el sector de la aviación mundial es de aproximadamente un 34% (un estimado de 117 millones de toneladas métricas en el año 2022) del comercio mundial, facilita la conectividad en casi todos los países del mundo y ha sido trascendental su apoyo en la asistencia humanitaria. No obstante que el sector de la aviación juega un papel crucial en el comercio mundial, observó una disminución en el volumen global de carga aérea en el año 2022 debido a las actuales tensiones geopolíticas y a las interrupciones en el comercio global (International Civil Aviation Organización, 2023).

El Acuerdo de Libre Comercio suscrito entre México, Estados Unidos y Canadá (T-MEC), sigue favoreciendo la apertura al sector de servicios, en el que tanto el turismo como el transporte tienen una función muy importante. En el año 2022, la inversión extranjera directa (IED) en el sector turístico de México llegó a un máximo histórico, alcanzando los 3.4 mil millones

de dólares. Esta cifra supera la IED registrada en el sector turístico antes del comienzo de la pandemia de COVID-19, que fue de 1.1 mil millones de dólares. Nuestros socios en América del Norte representan más del 50% de la inversión extranjera en nuestro país y está vinculada en gran medida al sector turismo (SECTUR, 2023).

Según los datos más recientes, se estima que el tamaño del mercado de la industria aeroespacial en México será de USD 11.2 mil millones en 2024, y se espera que alcance los USD 22.70 mil millones para 2029, creciendo a una tasa compuesta anual del 15.18% durante el período de pronóstico (MI, 2024).

El propósito de esta investigación es evaluar la eficiencia técnica de los principales aeropuertos de América del Norte durante 2017-2022, mediante la aplicación de la metodología Data Envelopment Analysis (DEA) con rendimientos variables a escala. Las puntuaciones de desempeño obtenidas permitirán determinar los aeropuertos que muestran un comportamiento más eficiente de manera integral e imparcial en relación con el número y longitud de las pistas, cantidades de aerolíneas, destinos y empleados. Por consiguiente, permitirá el establecimiento de estrategias de mejora, para garantizar el uso máximo de las capacidades de los aeropuertos.

Este artículo está estructurado en cinco apartados. En el primero, se tiene la introducción, después en el apartado 2 se presenta el marco contextual donde se describen a grandes rasgos sus generalidades (clasificación, tipo de aeropuertos, áreas de servicios, importancia, etcétera) y estructura (su administración y marco jurídico). En el tercer apartado se detallan los orígenes de la eficiencia y varios de los modelos que se han desarrollado para su medición. Se puntualiza la metodología DEA con rendimientos variables de escala robustecida con un *bootstrap*. Luego, en el cuarto apartado, se procede al análisis y discusión de los resultados conseguidos a través del modelo no paramétrico DEA sobre la eficiencia técnica. Por último, en el quinto apartado, se establece una serie de conclusiones de la investigación, las recomendaciones conducentes, así como las futuras líneas de investigación.

Marco contextual del sector aeroportuario

De acuerdo a Airports Council International (ACI), existen aproximadamente 41,000 aeropuertos en el mundo, pero solo 4.000 de ellos transportan pasajeros y mercancías que se consideran importantes. Estados Unidos es el país con más aeropuertos en el mundo, pues tiene 5,054 de ellos con pistas pavimentadas. En este país están cinco de los 10 aeropuertos más transitados a nivel mundial (ACI, 2022).

Canadá, cuenta con 523 aeropuertos con pistas pavimentadas, siendo los más concurridos el de Toronto, Vancouver y Montreal en este orden (ACI, 2022). México tiene 243 aeropuertos con pistas pavimentadas pero solamente 77 están reconocidos por *International Civil Aviation Organization*. De estos 77, en 35 tienen la concesión cuatro grupos de aeropuertos (Grupo Aeroportuario del Pacífico, Grupo Aeroportuario del Sureste, Grupo Aeroportuario Centro Norte y Aeropuerto Internacional de la Ciudad de México; otros 18 son administrados por Aeropuertos y Servicios Auxiliares (ASA), quien además participa en otros cuatro en conjunto con gobiernos estatales, y uno, por otra parte, con fondos privados. De los 19 aeropuertos remanentes, tres son operados por la iniciativa privada, dos por la Secretaría de Seguridad Pública y 14 por gobiernos regionales y municipales (DOF, 2023).

Un aeropuerto se define como aquella superficie en la que se pueden localizar edificaciones y pistas para el ascenso, descenso y circulación de aeronaves, así como para el cuidado de las mismas, la provisión de turbosina, accesos de pasajeros, etcétera. Todos tienen una torre de control, donde se controla y guía la circulación de las aeronaves (ITAÉREA, 2023).

Medición de la eficiencia técnica: una nota teórica-metodológica

Generalmente, el concepto eficiencia hace referencia a los recursos que se emplean y a los productos que se consiguen a partir de ellos. Es por esto que es una medida muy valorada por el sector privado, público o incluso naciones, puesto que en la realidad todos establecen objetivos, cuentan con recursos finitos y establecen Indicadores de Desempeño para medir el avance en cada área de la empresa, organismo o país (Calvo et al., 2018).

Para Koopmans (1951), la *eficiencia técnica* se define como aquel estado en el que un aumento en cualquiera de las salidas (productos obtenidos o *outputs*) precisa una reducción en mínimo una de las demás salidas o el aumento de alguna de las entradas (recursos utilizados, insumos o *inputs*); o bien, donde la reducción de cualquier insumo al menos implica aumentar otro insumo o disminuir algún producto.

Para Farrell (1957), la eficiencia se expresa en un enfoque realista más que idealista, en el que cada centro de producción se valora comparándolo con otros en un grupo característico y uniforme. La eficiencia es por tanto relativa, no absoluta, donde el valor obtenido del desempeño para un determinado centro productivo es equivalente a la dimensión de la desviación observada del valor considerado eficiente.

Los autores Debreu (1951) y Farrell (1957) mencionan que las magnitudes de eficiencia técnica son radiales. El término radial indica que mide la máxima disminución en proporciones iguales (equiproporcional) de los factores que son equivalentes con el mismo nivel de producción o, a su vez, el mayor aumento en las mismas proporciones de los productos que se puede conseguir utilizando los insumos en la misma cantidad. Consideran que el producto aumenta o el insumo disminuye pero en la misma razón, por lo que son invariables al cambio de la unidad de medida.

Posteriormente Charnes, Cooper y Rhodes (1978), continuaron las investigaciones de Farrell (1957); aplicaron programación matemática y rendimientos constantes a escala (CCR); mencionan que cuando se produce una variación en los niveles de entrada, también se genera un cambio en la misma magnitud en los niveles de salida.

La fórmula para el modelo de la envolvente de datos en su orientación *input* y con rendimientos constantes, es la siguiente (Charnes, Cooper y Rhodes, 1978):

$$\begin{aligned} \theta^* &= \min \theta, \lambda \theta \quad (1) \\ \text{Subject to} \quad & Y\lambda \geq Y_i \\ & X\lambda \leq \theta X_i \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

Donde θ^* es la magnitud de eficiencia óptima, θ determina la medida en las entradas a los datos envolventes, o sea, la razón de la eficiencia. Y es la matriz de productos, X es la matriz de insumos, X_i son los valores de las entradas y Y_i son los valores de las salidas, λ es el vector de pesos (Charnes, Cooper y Rhodes, 1978).

Posteriormente, Banker et al., (1984) segmentaron la eficiencia técnica en eficiencias técnica pura y de escala. La eficiencia técnica pura estudia hasta qué punto un centro productivo obtiene la mayor producción posible a partir de ciertos recursos físicos con los que cuenta. Si bien la eficiencia de escala es importante cuando las tecnologías de producción muestran diferentes rendimientos de escala, este tipo de eficiencia indica si el centro de producción analizado ha conseguido el punto óptimo de escala (Banker et al., 1984).

Metodología del Análisis Envolvente de Datos (DEA)

DEA es un modelo empleado para el estudio comparativo de centros productivos similares, es decir, que tienen un mismo fin económico. A partir de los *inputs* y *outputs*, el DEA aporta una clasificación de los centros de producción confiriéndoles una valoración de su eficiencia relativa (Delfin-Ortega y Lucas, 2022).

De este modo, los centros productivos que consiguen un nivel superior de producción con la mínima porción de insumos son los más eficientes del conjunto y por consiguiente, lograrán las puntuaciones más altas. Es una metodología de frontera no paramétrica determinística, significa que la producción se evalúa frente a funciones productivas que no requieren suposiciones acerca de la frontera de posibilidades de producción y la comparación de la eficiencia de algún centro productivo versus los centros vislumbrados con el mejor desempeño, dando oportunidad a la revisión mediante un benchmarking, en vez de únicamente estudiar un comportamiento con tendencia a la media, como lo hace la regresión (Delfin-Ortega y Lucas, 2022).

Los modelos DEA se benefician del know-how de los DMUs que son los centros productivos estudiados, de esta forma se distinguen los eficientes e ineficientes, ayudando a establecer metas de perfeccionamiento para los segundos partiendo de los resultados de los primeros (Delfin y Navarro, 2014).

La brillante superioridad de este tipo de modelos es que facilitan un indicador de desempeño (o por el contrario, de ineficiencia), sustentado en su base teórica, sin que requiera preasignar pesos a los distintos *inputs* y *outputs*. También se acomoda en situaciones de varios productos e incluso las entradas y salidas pueden expresarse explícitamente en términos de dinero o unidades físicas (Navarro, 2005).

Entre los inconvenientes del modelo DEA, están la complejidad en la verificación de las hipótesis estadísticas, que las soluciones sean muy sensibles a una incorrecta descripción de la relación entre las variables relevantes de entrada y salida, y que la cantidad de observaciones debe ser el máximo posible. También, los centros productivos comparados deben ser similares (Delfin y Navarro, 2014). En tal sentido, la eficiencia se define como sigue (Coll y Blasco, 2006):

$$Eficiencia = \frac{Total\ de\ salidas}{Total\ de\ entradas} \quad (2)$$

En la que E simboliza la eficiencia, x_i y y_i son los *inputs* y *outputs* en ese orden, en tanto que los parámetros u_i y v_i indican las jerarquías referentes de cada una de las cuantificaciones (Coll y Blasco, 2006).

$$E = \frac{\sum_{i=0}^n v_i y_i}{\sum_{i=0}^n v_i x_i}$$

Modelos DEA con rendimientos constantes a escala (CCR)

La proposición inicial de Charnes, Cooper y Rhodes (1978) está basada en una metodología de razones matemáticas, con la peculiaridad de que los distintos *inputs* y *outputs* asignan pesos establecidos por un programa lineal y no son asignados a priori. Como no todos los centros productivos funcionan a una escala óptima ya sea por la competencia imperfecta, por las normas gubernamentales o por limitaciones financieras, causan que este modelo no sea el apropiado. Se puede expresar matemáticamente como sigue:

$$\max = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad (3)$$

sujeto a :

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1, \forall j = 1, 2, \dots, n$$

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

Donde y_{rj} es el producto r de la DMU j , x_{ij} el insumo i de la DMU j , u_r el peso fijado al producto r y v_i el peso del insumo i . Cada una de los centros analizados se resuelve mediante el programa lineal indicado (Coll y Blasco, 2006).

La eficiencia del centro examinado puede definirse como la relación de la sumatoria ponderada de los productos entre la sumatoria ponderada de los insumos con la salvedad de que estas ponderaciones se dejan libres para maximizar la eficiencia de la DMU examinada, sujeto a esta suposición, se contrasta su desempeño con el resto de los centros productivos (Coll y Blasco, 2006).

El evento de que las limitaciones obliguen a que las razones de eficiencia de los centros productivos comprendidos en el estudio sean menores o iguales a 1, es con el propósito de normalizar la medida de eficiencia, de esta forma tendría que ser menor o igual a 1, representando 1 la ETG y los valores por debajo de 1, la cantidad de la ineficiencia (Coll y Blasco, 2006).

Modelos DEA con rendimientos variables a escala (BCC o VRS)

Los modelos con rendimientos variables a escala necesitan introducir, partiendo de modelos *ratios* lineales, alguna limitación o variable que señale al modelo que cada centro o DMU debe contrastarse con aquellos de su dimensión y no con todos los centros presentes en la muestra (Banker et al., 1984).

Por ejemplo el modelo BCC-I (orientado a las entradas) busca la máxima reducción proporcional en las entradas mientras permanece en la frontera de posibilidades de producción. En este modelo, una DMU no es eficiente si es posible disminuir cualquier entrada sin alterar sus salidas. La formulación matemática es la siguiente:

$$\min \theta, s^-, s^+ \quad (4)$$

sujeto a:

$$-\theta \sum_{i=1}^m x_{ij} + \sum_{r=1}^s y_{rj} \lambda_j + s^- = 0$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j - s^+ = x_{io}$$

$$\lambda_j, s^-, s^+ \geq 0, \forall j = 1, 2, \dots, n$$

Donde:

- x_{ij}, y_{rj} : son las entradas y salidas de la DMU j .
- x_{io}, y_{ro} : son las entradas y salidas de la DMU bajo evaluación.
- λ_j : es un vector de pesos asignados a cada unidad de decisión.
- s^-, s^+ : son las variables de holgura.
- n : número total de unidades de decisión.
- m : número total de entradas.
- s : número total de salidas.

Esta es una simplificación y existen muchas variantes y extensiones del modelo DEA para abordar diferentes situaciones y supuestos.

Análisis benchmarking

Las unidades de decisión (DMU's) eficientes que constituyen la frontera son consideradas las mejores prácticas, y se toman como referentes respecto a las ineficientes. Este método se llama

ma benchmarking, y en los últimos años ha sido muy utilizado debido a las conveniencias que demuestra. El benchmarking se define como la magnitud de desempeño de una DMU contrastándola con las mejores de su tipo, cuyos niveles de actuación (información, objetivos, estrategias, etcétera) sirven de referencia y son adaptados por la DMU ineficiente (Bemowski, 1991).

El benchmarking es un procedimiento mediante el cual se efectúa una comparación de rendimiento entre DMU's similares para distinguir las posiciones comparativas de cada DMU, introduciendo un estándar de excelencia (Zhu, 2009). Esta comparación se puede realizar desde varios enfoques, indicando diferentes tipos de benchmarking (Zhu, 2009).

- Interno. Una evaluación de prácticas dentro de una organización.
- Competitivo. Muy limitada en la aplicación real, ya que requiere competidores que admitan y cooperen en la mejora de una o ambas empresas.
- Interindustrial. Evaluaciones entre operaciones en distintas industrias.

El benchmarking consiste en adaptar las mejores prácticas en lugar de duplicarlas. Implica utilizar el *know how* de un proceso de referencia para decidir qué se puede utilizar del mismo. De este modo, la cultura en torno al benchmarking debería ser ir más allá de los estándares de desempeño del proceso referente (Navarro, 2005).

Análisis de holguras

Para lograr la eficiencia en un proceso, puede que no sea suficiente con reducir radialmente el vector de factores controlables pues en algunos casos, puede ser necesario reducir adicionalmente algún input o incrementar algún output. Esto se puede determinar a través de los valores de las variables de holgura o slacks (Coll y Blasco, 2006).

En los modelos DEA, el análisis de holguras de las variables indica la dirección en la cual se deben mejorar los niveles de eficiencia de las DMUs. Así las cosas, el valor *output slack* significa el nivel de *outputs* adicionales necesarios para transformar una DMU ineficiente en una DMU eficiente (Navarro y

Torres, 2006). De igual forma, un valor *input slack* significa las disminuciones necesarias de los respectivos *inputs* para transformar una DMU en eficiente (Navarro y Torres, 2006).

Bootstrap

Los resultados obtenidos a través del Análisis Envolvente de Datos pueden estar influenciados por sesgos e incertidumbre debido a las fluctuaciones en las muestras (Simar y Wilson, 2000).

Estos resultados de eficiencia son relativos, ya que la verdadera frontera de producción es desconocida. Dado que los resultados son determinísticos, carecen de las propiedades estadísticas necesarias para hacer inferencias pues no consideran el error estadístico en su medición. Esto se debe a que el modelo de frontera utilizado calcula la eficiencia de manera no paramétrica y no asume una forma funcional específica (Simar y Wilson, 2000).

La solución a estos problemas es la aplicación de la técnica de bootstrap en el DEA. En su versión más elemental, el algoritmo de bootstrap implica un proceso computacionalmente intensivo que genera muestras sintéticas seleccionando aleatoriamente muestras como reemplazo de la muestra observada. El propósito es obtener propiedades estadísticas para los resultados de eficiencia. El principio fundamental es aproximar la distribución de la muestra a los verdaderos valores de eficiencia a través de la generación de datos. De esta manera, se puede evaluar cuánto se acerca la nueva muestra a la original del universo mediante el error estándar, incluso mediante la prueba de hipótesis. Simar y Wilson (2000) aconsejan el uso de 2000 muestras generadas por bootstrap.

Evidencia empírica

Es muy útil que científicos en negocios internacionales o economistas, por citar algunas profesiones, estudien la industria aeroportuaria para resolver diversos problemas relacionados con economías de escala, productividad, calidad, competitividad, etcétera.

Sin embargo, hay que aclarar, que la profundidad de la explicación va más allá de la mera infraestructura debido a que

su máximo uso está sujeto además a regulaciones sectoriales mundiales y locales de cada país, a sus relaciones vitales con las líneas aéreas, al tamaño de las aeronaves o estructura del mercado aéreo, a la asignación de slots, entre otros por ejemplo.

La exploración de los múltiples documentos sobre el estudio de los aeropuertos, permite conocer cuáles son las metodologías más utilizadas, identificar cuáles son los DMUs, *inputs y outputs* más frecuentes y, los resultados obtenidos. Al revisar la literatura científica al respecto en el área de la eficiencia, se encuentra que hay varios estudios sobre el sector aeroportuario:

“Análisis empírico de la eficiencia de los aeropuertos: el caso de Croacia” (Rabar et al., 2017). Los autores evaluaron la eficiencia de siete aeropuertos civiles internacionales en Croacia utilizando modelos CCR y BCC orientados a la entrada. Los insumos considerados incluyeron gastos y número de empleados, mientras que los resultados se midieron en términos del volumen de pasajeros. El enfoque se centró en identificar oportunidades para mejorar la eficiencia en la gestión de estos aeropuertos.

“Evaluación de la eficiencia de los aeropuertos centrales en Brasil” (da Silveira, et al., 2023). Los autores realizaron un estudio aplicando la metodología DEA con criterios múltiples para evaluar la eficiencia de los aeropuertos centrales en Brasil. Los insumos incluyeron el área de la terminal, el número de aerolíneas y el número de despegues, mientras que los resultados se midieron en unidades de tráfico. Se encontró que solo dos aeropuertos en São Paulo eran eficientes, mientras que el resto estaba infrautilizado.

“Evaluation of the Efficiency of Regional Airports Using Data Envelopment Analysis” (Montoya-Quintero, et. al., 2022). Los autores evaluaron la eficiencia técnica de los aeropuertos mediante el análisis envolvente de datos. Esta eficiencia se logra considerando la infraestructura mínima requerida para brindar servicios y las formas o propiedades administrativas que proporcionan niveles apropiados de estos. En los resultados se identifican y evalúan datos clave, destacando factores que afectan la administración aeroportuaria y optimizan el transporte ciudadano.

“Análisis de eficiencia en aeropuertos europeos con enfoque en la satisfacción del usuario” (Henke, et al. 2022). Los autores realizaron un análisis cuantitativo utilizando DEA para evaluar la eficiencia de 103 aeropuertos europeos. Los insumos considerados incluyeron número de pistas, longitud total de las pistas, conectividad y número de operaciones, mientras que los resultados se midieron en términos del volumen de pasajeros. Además, se exploró la relación entre la eficiencia y la satisfacción de los usuarios.

“Identificación y análisis de impulsores de eficiencia en aeropuertos brasileños” (Hollaender y Pacagnella, 2021). Los autores realizaron un estudio utilizando un enfoque de dos etapas DEA y el índice de Malmquist para identificar 27 impulsores de eficiencia en los aeropuertos brasileños. Los insumos incluyeron área de la terminal, capacidad del estacionamiento, número de pistas y vehículos, empleados y gastos totales, mientras que los resultados se midieron en términos de ingresos por tarifas de aterrizaje, alquileres de espacios comerciales y de estacionamiento. Estos hallazgos pueden informar estrategias para mejorar la eficiencia aeroportuaria.

“Análisis de cambio de eficiencia técnica y productividad en aeropuertos de Tailandia” (Chutipongdech, 2022). El autor examinó la eficiencia técnica y la productividad de los aeropuertos en Tailandia. Utilizó el método de Análisis Envoltante de Datos (DEA) y el índice de Malmquist para evaluar el desempeño de los aeropuertos regionales y locales. Las variables consideradas incluyeron el área de la terminal, la capacidad de estacionamiento, el número de pistas, la cantidad de vehículos, los empleados y los gastos totales.

“Medición integral de la eficiencia operativa de 28 aeropuertos chinos utilizando un método DEA-Tobit de dos etapas” (Ming et al., 2023). Los autores examinaron la eficiencia operativa de 28 aeropuertos chinos utilizando un enfoque de dos etapas: DEA-Tobit. Las variables consideradas incluyeron el área de la terminal, la capacidad de estacionamiento, el número de pistas, la cantidad de vehículos, la disposición de rutas, el volumen de vuelos y las condiciones climáticas. Los resultados indicaron que la mayoría de los aeropuertos mostraron mayor eficiencia operativa integral que la eficiencia individual, aunque

algunos no alcanzaron la validez DEA en todos los tipos de eficiencia.

“Impacto de las dimensiones de eficiencia del aeropuerto en la satisfacción de turistas internacionales en Sri Lanka: estudio de caso del Aeropuerto Internacional Bandaranaike” (Madhusanka et. al., 2023). Los autores analizaron las dimensiones de eficiencia del aeropuerto y cómo afectan la satisfacción de los turistas internacionales en el Aeropuerto Internacional Bandaranaike en Sri Lanka. Las variables consideradas incluyeron la longitud de la pista, el número de empleados y los costos. El estudio proporcionó información valiosa para mejorar la calidad de los servicios aeroportuarios y la experiencia de los viajeros.

“Aeropuertos como atracción: un caso de estudio de Changi e Incheon” (Byeongdu, 2023). Este autor llevó a cabo un análisis comparativo de los servicios ofrecidos por estos dos importantes aeropuertos. Aunque los detalles específicos de los servicios no se especifican en el artículo, se menciona que los aeropuertos vietnamitas deberían considerar proporcionar amenidades culturales para atraer a los turistas. Además, se sugiere que futuras investigaciones se centren en aeropuertos más pequeños, como el Aeropuerto Tan Son Nhat, con el objetivo de explorar métodos efectivos para atraer a los visitantes. Este enfoque podría ser especialmente relevante para mejorar la experiencia de los viajeros en aeropuertos regionales y locales.

En conjunto, estas investigaciones proporcionan una visión integral de la eficiencia en aeropuertos internacionales y destacan la importancia de una gestión eficiente para el transporte aéreo y la satisfacción de los usuarios.

Desarrollo del modelo

Basándonos en la revisión de literatura anterior, se identifica que el Análisis de la Envolvente de Datos (DEA) es la metodología predominante en las investigaciones relacionadas con el sector aeroportuario. En este estudio, se implementa el DEA con rendimientos variables de escala y orientación de salida. El procedimiento generalmente comprende los siguientes pasos:

Se determina la eficiencia técnica, que evalúa la capacidad de una Unidad de Decisión (como un aeropuerto) para

maximizar la producción con los recursos disponibles, según la ecuación revisada en el capítulo correspondiente.

$$\max \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad (5)$$

sujeto a:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1, \forall j = 1, 2, \dots, n$$

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

donde y_{rj} es el producto r de la DMU j , x_{ij} el insumo i de la DMU j , u_r el peso fijado al producto r y v_i el peso del insumo i . Cada una de los centros analizados se resuelve mediante el programa lineal indicado (Coll y Blasco, 2006). Para reforzar la confiabilidad del modelo, se aplica un bootstrap con 2000 iteraciones. El modelo se complementa con análisis de benchmarking y de slacks.

A partir de la misma revisión de literatura se seleccionan y proponen las siguientes variables de entrada y de salida.

Inputs:

- Número de pistas
- Longitud total de las pistas
- Número de aerolíneas
- Número de destinos
- Número de empleados

Outputs:

- Unidades de Tráfico. Pasajeros y carga se combinan como unidades de tráfico, una medida común en la gestión aeronáutica (WLU=Work Load Unit), medido como 1 WLU = 1 pasajero = 100 kg de carga.

El análisis de la eficiencia de los aeropuertos mediante el uso del Análisis Envolvente de Datos (DEA) es un proceso que implica varias etapas críticas. Una de estas etapas es la selección de las Unidades de Decisión (DMU's) que se analizarán. En este contexto, una DMU se refiere a un aeropuerto que se está evaluando en términos de su eficiencia. Además, puede ayudar a identificar estrategias para mejorar el rendimiento de las DMU's que se encuentran ineficientes. Esto puede implicar la reducción de los niveles de entrada (por ejemplo, número de pistas o empleados) o aumentos en los niveles de producción (por ejemplo, unidades de tráfico) necesarios para alcanzar la eficiencia, (Coll y Blasco, 2006).

La determinación de las DMU's que formarán parte de la muestra debe guiarse por una serie de consideraciones. Estas incluyen la homogeneidad de los datos, la cantidad de unidades que se incluirán, y sus aspectos geográficos y temporales. Por ejemplo, si se están comparando aeropuertos en Norteamérica, es importante considerar factores como el tamaño del aeropuerto, la ubicación geográfica, y el volumen de tráfico de pasajeros y carga, (Coll y Blasco, 2006).

De los aeropuertos que tienen mayor tráfico a nivel mundial, 5 de 10 están en Estados Unidos, lo que los convierte en excelentes referentes para el estudio. Al incluir los aeropuertos de Canadá y México, se observan aeropuertos de diversos tamaños que varían en función de la densidad de la población de sus localidades. Sin embargo, esto puede generar sesgos en los resultados, por lo que se decidió aplicar el método bootstrap para ajustar la frontera y reducir las varianzas.

La muestra con la que se trabaja son los principales aeropuertos de Norteamérica durante el período 2017 al 2022. Los aeropuertos considerados son 16, que se seleccionaron en base a su relevancia en términos de tráfico de pasajeros y carga, así como su representatividad geográfica.

Tabla 1
Muestra de los principales aeropuertos de Norteamérica

	Aeropuerto	CÓDIGO IATA (DMU)
MÉXICO	Ciudad de México	AICM
	Cancún	CUN
	Mérida	MID
	Bajío	BJX
	Guadalajara	GDL
	Tijuana	TIJ
	Monterrey	MTY
	Los Cabos	SJD
	Puerto Vallarta	PVR
	Culiacán	CUL
USA	Hartsfield-Jackson Atlanta	ATL
	Dallas Forth-Worth	DFW
	Denver	DEN
CAN	Toronto Pearson	YYZ
	Vancouver	YVR
	Pierre Elliot Trudeau	YUL
		16

Fuente: Elaboración propia con base en reportes anuales estadísticos y financieros de cada aeropuerto (2017-2022). 1. Reportes de tráfico de cada aeropuerto (en naranja estimados ya que no están disponibles) 2. Reporte fiscal anual de cada aeropuerto. 3. datosmundial.com

Finalmente se pudo observar que el análisis de la eficiencia de los aeropuertos utilizando el modelo DEA es un proceso complejo que requiere una cuidadosa selección de las DMU's, así como la consideración de varios factores que pueden influir en los resultados. Sin embargo, con un diseño de estudio adecuado y el uso de técnicas estadísticas robustas como el método bootstrap, es posible obtener *insights* valiosos sobre el rendimiento de los aeropuertos e identificar oportunidades para mejorar la eficiencia.

Las fuentes de los datos que modelan la función de producción son los reportes anuales estadísticos y financieros de cada aeropuerto en los años 2017 al 2022. Estos se pueden localizar en sus páginas web oficiales.

Análisis y discusión de resultados

En esta sección se examinan y reflexionan los rendimientos de eficiencia técnica relativos a las terminales aeroportuarias elegidas en la muestra. Se aplicó el modelo Análisis Envoltante de Datos con rendimientos variables (DEA-BCC). También se usó la técnica bootstrap para dar robustez a los resultados y evitar así los sesgos garantizando de esta forma la obtención de una frontera más ajustada y fidedigna ya que existen grandes contrastes entre las dimensiones de los aeropuertos seleccionados y el tamaño de la muestra es pequeño. Es por esto que se practicó un remuestreo de 2000 iteraciones de acuerdo con la recomendación de Simar y Wilson (2000).

La puntuación DEA oscila entre cero (0%) y uno (100%). Los aeropuertos con puntuaciones DEA iguales a 1 (100%) son eficientes. Un aeropuerto con una puntuación inferior es relativamente ineficiente. Por ejemplo, un DMU con una puntuación del 95% es solo un 95% tan eficiente como los que tienen mejor desempeño. Las puntuaciones son relativas a las unidades, no son absolutas.

Tabla 2
 Eficiencia técnica VRS con Bootstrap, principales aeropuertos de Norteamérica, 2017-2022

C	DMU	2017	2018	2019	2020	2021	2022	Prom.
M	Tijuana	0.5172	0.5370	0.6611	0.3179	0.4064	0.5694	0.5015
U	Dallas Forth-Worth	0.4527	0.4941	0.5376	0.2514	0.3796	0.7498	0.4775
M	Ciudad de México	0.4737	0.4920	0.5055	0.2834	0.3830	0.5658	0.4506
C	Vancouver	0.4206	0.5711	0.5414	0.1886	0.3268	0.3067	0.3925
U	Hartsfield-Jackson Atlanta	0.3456	0.4096	0.4539	0.0227	0.3631	0.6097	0.3674
M	Cancún	0.3787	0.4023	0.4004	0.1862	0.1847	0.5608	0.3522
M	Guadalajara	0.3403	0.3747	0.3902	0.2380	0.1941	0.5063	0.3406
M	Monterrey	0.2950	0.3384	0.5351	0.3169	0.3935	0.1375	0.3361
C	Toronto Pearson	0.3116	0.5052	0.5097	0.1789	0.1949	0.1907	0.3152
M	Los Cabos	0.3913	0.2572	0.4127	0.1669	0.1762	0.3146	0.2865
U	Denver	0.2515	0.2687	0.2950	0.0987	0.3411	0.4345	0.2816
M	Bajío	0.2374	0.3406	0.3598	0.1605	0.1280	0.2897	0.2526
C	Pierre Elliot Trudeau	0.2920	0.3273	0.3010	0.1238	0.2258	0.1887	0.2431
M	Puerto Vallarta	0.3458	0.2124	0.4029	0.1834	0.0986	0.1617	0.2341
M	Culiacán	0.2488	0.3769	0.3765	0.0760	0.1106	0.1852	0.2290
M	Mérida	0.0763	0.0499	0.5560	0.0356	0.0569	0.0654	0.1400
	Promedio	0.3361	0.3724	0.4524	0.1768	0.2477	0.3648	0.3250

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA.

Los resultados en la tabla 2 muestran que para los 16 aeropuertos estudiados, el año con eficiencia técnica promedio más alta fue 2019 con 0.4524, mientras que el año con la eficiencia técnica promedio más baja fue 2020 con 0.1768. La media durante el

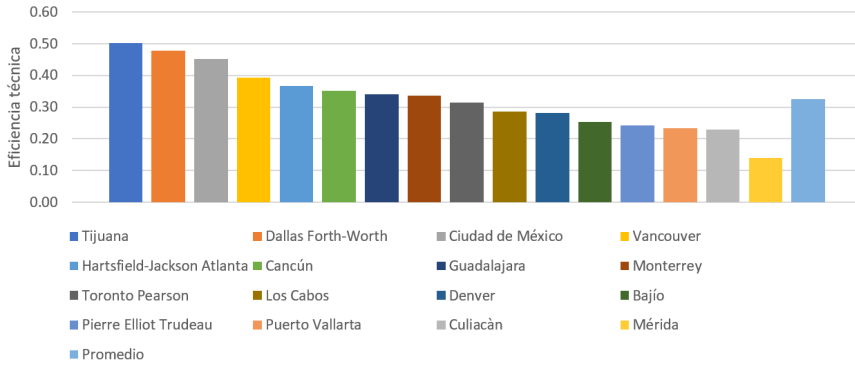
período es de 0.325, sin embargo, esconde diferencias muy significativas entre los aeropuertos pues el desempeño oscila entre el 0.140 y .5015. En general, la eficiencia técnica promedio de todas las DMU ha aumentado de 0.3361 en 2017 a 0.3648 en 2022.

Los aeropuertos de Tijuana, Dallas y Ciudad de México tienen la eficiencia técnica promedio más alta durante el período de seis años con 0.5015, 0.4775 y 0.4506 respectivamente. Por el contrario, los aeropuertos de Puerto Vallarta, Culiacán y Mérida tienen la eficiencia técnica promedio más baja durante el mismo período con 0.2341, 0.2290 y 0.1400. Entre los aeropuertos que muestran una eficiencia técnica superior a la media están también Vancouver, Atlanta, Cancún, Guadalajara y Monterrey. Ningún aeropuerto alcanzó el valor de 1 durante todo el período de estudio, esto es debido a que la mayoría de los aeropuertos no utilizaron de manera eficiente el número de pistas, la longitud total de las pistas, número de aerolíneas, número de destinos, número de empleados en función de las unidades de tráfico –pasajeros y carga– que manejan.

No obstante que los aeropuertos de Atlanta, Dallas y Denver están en los primeros tres lugares de los más transitados del mundo, no obtuvieron un rendimiento de referentes en la utilización de sus recursos.

Figura 1

Eficiencia técnica VRS con bootstrap, principales aeropuertos de Norteamérica 2017-2022



Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA.

Benchmarking

Este análisis ayuda a realizar un contraste del desempeño técnico entre los aeropuertos que son considerados como referentes con los que no fueron eficientes, para que estos últimos mejoren sus deficiencias o fallas (Delfin y Navarro, 2014).

Tabla 3

Análisis benchmarking de los principales aeropuertos de Norteamérica, 2022

DMU	Benchmark (Lambda)
Bajío	Culiacán (0.79) Tijuana (0.21)
Cancún	Ciudad de México (0.67) Tijuana (0.33)
Ciudad de México	Ciudad de México (1.00)
Culiacán	Culiacán (1.00)
Dallas Forth-Worth	Ciudad de México (0.08) Hartsfield-Jackson Atlanta (0.81) Tijuana (0.11)
Denver	Hartsfield-Jackson Atlanta (0.61) Tijuana (0.39)
Guadalajara	Ciudad de México (0.33) Mérida (0.01) Tijuana (0.66)
Hartsfield-Jackson Atlanta	Hartsfield-Jackson Atlanta (1.00)
Los Cabos	Tijuana (1.00)
Mérida	Mérida (1.00)
Monterrey	Ciudad de México (0.25) Culiacán (0.37) Mérida (0.34) Tijuana (0.04)
Pierre Elliot Trudeau	Culiacán (0.62) Hartsfield-Jackson Atlanta (0.38)
Puerto Vallarta	Culiacán (0.07) Tijuana (0.93)
Tijuana	Tijuana (1.00)
Toronto Pearson	Ciudad de México (0.57) Hartsfield-Jackson Atlanta (0.43)
Vancouver	Culiacán (0.70) Hartsfield-Jackson Atlanta (0.30)

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA

Los resultados observados en las tablas 3 y 4 muestran que para el año 2022 los aeropuertos de Tijuana y Ciudad de México fueron los que se tomaron como referentes el mayor número de veces, incluso para el aeropuerto de Toronto y hasta para los de Dallas y Denver.

Tabla 4

Frecuencia benchmarking de los principales aeropuertos de Norteamérica 2022

Frecuencia	
Tijuana	8
Ciudad de México	5
Culiacán	5
Atlanta	5
Mérida	3

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA.

Análisis de holguras

Este estudio nos facilita la dirección (*input* o *output*) hacia donde pueden mejorarse las tasas de eficiencia técnica de los aeropuertos. El análisis de las variables *inputs* reflejan la cantidad de insumos que deben de reducir (debido a eso lleva un signo negativo) y de *outputs* que deben de aumentar (el signo es positivo).

Tabla 5
Análisis de holguras input
de los principales aeropuertos de Norteamérica 2022

DMU	INPUTS				
	Empleados	Pistas	Longitud de las pistas	Líneas aéreas	Destinos
Dallas Forth-Worth	- 794	- 3	- 11,369	-	-
Denver	- 210	- 3	- 12,795	-	- 66
Toronto Pearson	- 725	- 2	- 4,219	- 13	-
Vancouver	-	- 1	- 2,692	- 15	- 2
Guadalajara	- 422	- 1	- 1,156	-	-
Pierre Elliot Trudeau	-	-	- 1,249	- 12	- 2
Monterrey	- 48	-	-	-	-
Cancún	- 56	-	-	- 22	- 3
Bajío	- 14	-	- 1,120	-	-
Ciudad de México	-	-	-	-	-
Culiacán	-	-	-	-	-
Hartsfield-Jackson Atlanta	-	-	-	-	-
Los Cabos	- 31	-	- 45	- 10	- 11
Mérida	-	-	-	-	-
Puerto Vallarta	-	-	- 199	- 10	- 17
Tijuana	-	-	-	-	-

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA.

El análisis de holguras muestra los resultados en la tabla 5, donde se observa que varios aeropuertos necesitan reducir sus insumos para mejorar su eficiencia. En cuanto a los empleados, ocho aeropuertos presentan problemas con su fuerza laboral, ya sea por subutilización o sobreconcentración en áreas donde no rinden al máximo, lo que sugiere una mejor organización o capacitación adicional para optimizar sus habilidades. Respecto a las pistas, cinco aeropuertos no las están utilizando plenamente, lo que indica la necesidad de aumentar el movimiento de aeronaves. La longitud de las pistas fue el insumo que presentó más problemas, debido a que nueve aeropuertos tienen pistas

excesivamente largas para el volumen de operaciones que manejan. En cuanto a los contratos con aerolíneas y los destinos, seis aeropuertos presentan problemas, debido a la subutilización de los servicios de aerolíneas y destinos de vuelo en relación con el volumen de pasajeros y carga manejados.

Tabla 6
Análisis de holguras output
de los principales aeropuertos de Norteamérica 2022

DMU	OUTPUT Holgura
Toronto Pearson	30,842,352
Denver	28,128,765
Pierre Elliot Trudeau	20,621,372
Vancouver	8,636,007
Guadalajara	8,340,286
Cancún	8,336,250
Puerto Vallarta	5,817,696
Los Cabos	5,760,693
Monterrey	3,732,054
Dallas Forth-Worth	3,050,539
Bajío	1,963,645
Ciudad de México	-
Culiacán	-
Hartsfield-Jackson Atlanta	-
Mérida	-
Tijuana	-

Fuente: Elaboración propia con base en los cálculos realizados a partir de la metodología DEA.

Los resultados del análisis de holguras con orientación *output* se muestra en la tabla 7, y se puede observar la cantidad de unidades de tráfico que deben de incrementar y transportar estos 11 aeropuertos para ser más eficientes, una de las razones se debió a que el periodo que abarca este estudio es la pandemia, situación que ocasionó que muchos aeropuertos cerraran largas temporadas y tuvo impactos negativos con las aerolíneas y en general con todos los medios de transporte.

Conclusiones

El estudio de eficiencia de los aeropuertos es crucial en una economía globalizada debido al creciente movimiento de personas y carga aérea en el mundo actual. En este estudio se utilizó la metodología DEA con rendimientos variables para estimar la eficiencia técnica de los 16 principales aeropuertos norteamericanos entre 2017 y 2022.

Los resultados muestran que el desempeño técnico promedio de los aeropuertos seleccionados durante este período fue de 0.325, con un mínimo de 0.14 y un máximo de 0.501. El aeropuerto Tijuana tuvo la mayor eficiencia técnica promedio con un valor de 0.5015. En general, se observó que los factores productivos que más afectan la eficiencia técnica son el número de pistas y la cantidad de empleados.

Se destaca que los aeropuertos canadienses y estadounidenses tienen entre 3 y 7 pistas (como el de Dallas-Fort Worth), mientras que en México la mayoría tiene solo una, lo que representa una contingencia en caso de obstrucción, deterioro o mantenimiento. La longitud de las pistas depende del tipo de aviones que operan en ellas; en la muestra del estudio, la longitud máxima fue de 4,877 metros (Denver) y la mínima de 1,800 metros (una de las pistas de los aeropuertos de Guadalajara y Monterrey), con un promedio de 3,304 metros.

En la revisión de literatura se pudo observar que los *inputs* como la conectividad (líneas aéreas y destinos) se utilizan en abundancia en destinos turísticos como Cancún, Los Cabos y Vallarta. A pesar de los recursos físicos limitados de los aeropuertos mexicanos, tres de ellos obtuvieron índices superiores a la media. Los tres principales aeropuertos estadounidenses no alcanzaron el nivel de referencia (1.0), especialmente durante la pandemia, cuando implementaron medidas más drásticas, como el cierre temporal de fronteras e imponer filtros de sanidad más estrictos, lo que afectó el uso de su infraestructura. Las terminales aeroportuarias desempeñan un rol esencial en el progreso económico de una ciudad, región o país, ya que aumentan la conectividad con diversos destinos, impulsan el turismo, el comercio internacional, la inversión directa en nuevas compañías y, por consiguiente, la generación de más puestos de trabajo. Por lo tanto, al no utilizar óptimamente los recursos e infraestructura de los aeropuertos, se impacta negativamente

en el desempeño económico de los mismos, así como en el de las comunidades, regiones y países que sirven.

En conclusión, la eficiencia técnica de los aeropuertos es un indicador fundamental que refleja no solo la capacidad operativa de las instalaciones, sino también su impacto en el desarrollo económico y social de las áreas que sirven. Mejorar esta eficiencia requiere una gestión óptima de recursos, capacitación del personal y una planificación estratégica que maximice el uso de la infraestructura disponible. La aplicación de metodologías como el DEA y técnicas complementarias como el bootstrapping y análisis de slacks proporcionan una base sólida para identificar áreas de mejora y implementar cambios que permitan a los aeropuertos enfrentar los desafíos de una economía globalizada y mantener su competitividad en el mercado internacional. Al optimizar estos aspectos, los aeropuertos no solo mejoran su rendimiento interno, sino que también contribuyen significativamente al crecimiento y prosperidad de las regiones y países en los que operan

Referencias

- Airports Council International [ACI]. (2023). *ACI Annual Report 2023*. https://aciannualreport.aci.aero/?gtm4wp_product_data=%7B%22internal_id%22%3A351167%2C%22item_id%22%3A351167%2C%22item_name%22%3A%22ACI+Annual+Report+2023%22%2C%22sku%22%3A%22PUB-ACI-351167%22%2C%22price%22%3A0%2C%22stocklevel%22%3Anull%2C%22stockstatus%22%3A%22instock%22%2C%22google_business_vertical%22%3A%22custom%22%2C%22item_category%22%3A%22Publications%22%2C%22id%22%3A351167%7D
- 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.
- Bemowski, K. (1991). The Benchmarking Badwagon. *Quality Progress*, 24(1), 19-24
- Byeongdu, K. (2023). Airports as an Attraction: A Case Study of Changi and Incheon International Airports. *Social Sciences and Humanities*, 12(2). <https://orcid.org/0000-0003-0641-3749>

- Calvo, J.; Pelegrín, A.; & Gil, M. S. (2018). Enfoques teóricos para la evaluación de la eficiencia y eficacia en el primer nivel de atención médica de los servicios de salud del sector público. *Retos de la Dirección*, 12(1), 96-118.
http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S230691552018000100006&lng=es&tlng=es.
- Charnes, A., Cooper, W. y Rhodes, E. (1978). Measurement the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Chutipongdech, T. (2022). Technical efficiency and productivity change analysis: A case study of the regional and local airports in Thailand. *Case Studies on Transport Policy*, 10(2), 870-890
<https://doi.org/10.1016/j.cstp.2022.03.001>
- Coll, V. y Blasco, O. (2006). *Evaluación de la eficiencia mediante el Análisis Envolvente de Datos: Introducción a los modelos básicos*. Universidad de Valencia. https://www.uv.es/vcoll/libros/2006_evaluacion_eficiencia_DEA.pdf
- Cooper, W., Lawrence, S., y Zhu, J. (2004). *Data Envelopment Analysis, History, Models and Interpretation*, Handbook on Data Envelopment Analysis. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- da Silveira, D., Carneiro, L. y Baptista, J. (2023). Efficiency Assessment of Central Airports in Brazil. *Investigación Operacional*, 40(4).
<https://revistas.uh.cu/invoperacional/article/view/559>
- Debreu, G. (1951). The Coefficient of Resource Utilization. *Econometrica*, 273-292.
- Delfin, O. y Navarro, J. (2014). *La eficiencia de los puertos en México*. Morevalladolid (Ed.). Morelia, ININEE-UMSNH.
- Delfin-Ortega, O., y Lucas, J. A. (2022). Análisis de la Logística Marítima de Norteamérica 2010-2018. Un Estudio de Eficiencia y Productividad Medido a través del Índice Malmquist. *Análisis económico*, 37(96), 79-97.
- Diario Oficial de la Federación, DOF (2023). ACUERDO por el que se aprueba el Programa Institucional de Servicios Aeroportuarios de la Ciudad de México, S.A. de C.V. 2023-2024.https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5696545&fecha=25/07/2023#gsc.tab=0
- Farrell, M. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*. Serie A,120, Part III, 253-267.

- Henke, I., Esposito, M., della Corte V., del Gaudio, G. y Pagliara F. (2022). Airport Efficiency Analysis in Europe Including User Satisfaction: A Non-Parametric Analysis with DEA Approach. *Sustainability*, 14(1), 283. <https://doi.org/10.3390/su14010283>
- Hollaender, P. y Pacagnella, A. (2021). *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. Sao Paulo, Brazil, April 5 - 8, 2021
- Instituto Técnico de Formación y Consultoría Aérea [ITAÉREA]. (2023). *Aeropuertos*. <https://www.itaerea.es/aeropuertos>
- International Civil Aviation Organización. (2023). *Annual Safety Report Group. Regional Performance Framework for Safety*. AS-RG/5-WP/3. <https://www.icao.int/MID/Documents/2023/ASRG5/WP3.pdf>
- Koopmans, T. (1951). *Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities* (8ª edición). New York.
- Madhushanka, P.K.I., Nawarathnae, A.M.D.B. y Harshani, G.H.V. (2023). Effect of Airport Efficiency Dimensions on International Tourists. Satisfaction in Sri Lanka; with Reference to Bandaranaike International Airport. *Kelaniya Journal of Management*, 12(3), 120-136. <https://doi.org/10.4038/kjm.v12i3.7761>.
- Ming, W., Shaopeng, Z. y Bo, S. (2023). Comprehensive operating efficiency measurement of 28 Chinese airports using a two-stage DEA-Tobit method[J]. *Electronic Research Archive*, 31(3), 1543-1555. doi: 10.3934/era.2023078
- Montoya-Quintero, D.M., Larrea-Serna, O.L. y Jiménez-Builes, J.A. (2022). Evaluation of the Efficiency of Regional Airports Using Data Envelopment Analysis. *Informatics*, 9(4), 90. <https://doi.org/10.3390/informatics9040090>
- Mordor Intelligence [MI]. (2023). *Industria aeroespacial en México Volumen del mercado*. <https://www.mordorintelligence.com/es/industry-reports/aerospace-industry-in-mexico/market-size>
- Navarro, J. (2005). La eficiencia del sector eléctrico en México, (1ª edición). Morevalladolid (Ed.). México: Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo.
- Navarro, J. y Torres, Z. (2006). Eficiencia técnica y asignativa del sector eléctrico en México en su fase de distribución: un análisis a través de los modelos de frontera DEA. *Mundo Siglo XXI*, 7, 35-43.
- Rabar, D., Zenzerović, R. i Šajrih, J. (2017). An empirical analysis of airport efficiency: the Croatian case. *Croatian Operational Research Review*, 8(2), 471-487. <https://doi.org/10.17535/crorr.2017.0030>

- Secretaria de Turismo [Sectur]. (2023). *Inversión Extranjera Directa Turística rompe el récord histórico con 3,447 millones de dólares en 2022*. <https://www.gob.mx/sectur/prensa/inversion-extranjera-directa-turistica-rompe-el-record-historico-con-3-447-millones-de-dolares-en-2022>
- 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.
- Zhu, J. (2009). *Quantitative models for performance evaluation and benchmarking, Data Envelopment Analysis with spreadsheets*, (2.^a ed.). Springer.