



UNIVERSIDAD
LIBRE®

Análisis de la Eficiencia Financiera de los Operadores Turísticos del Archipiélago de San Andrés en 2018

Analysis of the financial efficiency of the tour operators of the San Andres archipelago in Colombia of the year 2018

DOI: <https://doi.org/10.18041/2619-4244/dl.26.6187>

Enrique De la hoz-Dominguez¹,
Silvana Jiménez-Silva²,
Rohemi Zuluaga Ortiz³

Resumen

En este proyecto se formula una metodología que combina el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) y Análisis Envolvente de Datos (DEA, por sus siglas en inglés) para realizar el análisis de la eficiencia financiera de los operadores turísticos del archipiélago de San Andrés en Colombia del año 2018. A través de esta metodología se pretende generar un análisis exhaustivo de eficiencia que tenga como entradas en el modelo el número de trabajadores, costos operacionales, activos corrientes, ingresos operacionales; y como salidas se tiene la utilidad operacional y la utilidad neta. Además, se va a diseñar un análisis de Benchmarking el cual genera un ranking de las empresas más eficientes a las menos eficientes, y finalmente, se entrega un reporte de los objetivos que debe cumplir una unidad de estudio para que pueda ser eficiente, esto último para identificar las fortalezas y debilidades de las unidades eficientes y no eficientes. Esta investigación se concluye que el 8 (36%) de las empresas del estudio son eficientes mientras que el (14) 64% son ineficientes, también se logró identificar que las oportunidades de mejora se pueden enfocar en la reducción de sus costos operacionales de las empresas.

Palabras clave

Eficiencia; Eficiencia financiera; PCA; Operadores turísticos.

Abstract

This project formulates a methodology that combines Principal Component Analysis (PCA) and Data Envelopment Analysis (DEA) to perform the analysis of the financial efficiency of the tour operators of the San Andres archipelago in Colombia of the year 2018. Through this methodology it is intended to generate an exhaustive analysis of efficiency that has as inputs in the model the number of workers, operational costs, current assets, operating revenues; and as outputs there is the operating income and the net income. In addition, a Benchmarking analysis will be designed which generates a ranking of the most efficient to the least efficient companies, and finally, a report of the objectives that a unit of study must meet in order to be efficient, the latter to identify the strengths and weaknesses of efficient and non-efficient units. This research concludes that 8 (36%) of the companies in the study are efficient while (14) 64% are inefficient, it was also possible to identify that improvement opportunities can be focused on reducing their operational costs.

Keywords

Efficiency; Financial efficiency; PCA; Tour operators.

Fecha de recibido: 20 de octubre 2019 Fecha de aceptación: 03 de diciembre 2019

¹ Ingeniero industrial, Magister en Investigación de Operaciones, profesor de la Universidad Tecnológica de Bolívar. Correo: endel007@gmail.com

² Administradora de Empresas Turísticas y Hoteleras, estudiante de Maestría en Economía y Gestión del Turismo de la Universidad de Buenos Aires. Correo: sjimenez@puntoestrategico.com

³ Ingeniero industrial, estudiante de Maestría en Ingeniería Universidad tecnológica de Bolívar.

Como citar: Delahoz-Dominguez, E., Jiménez-Silva, S., & Zuluaga Ortiz, R. (2020). Análisis de la Eficiencia Financiera de los Operadores Turísticos del Archipiélago de San Andrés en 2018. *Dictamen Libre*, 13(26). <https://doi.org/10.18041/2619-4244/dl.26.6187>

Introducción

A nivel mundial las zonas Insulares de los países reciben tratamientos diferenciales y niveles especiales de autonomía en cuanto a la gestión estatal, aduanera, fiscal y comercial para así promover su desarrollo y sopesar las restricciones que genera estar desconectado de la zona continental. A su vez, la ubicación insular se convierte en una ventaja competitiva para el desarrollo de operaciones turísticas, logísticas y de distribución para diferentes áreas de la economía. Sin embargo, en el caso específico de la operación turística es importante analizar el desempeño financiero y operativo de las compañías desde un punto de vista objetivo, entendiendo que las empresas participantes del sector presentan características y estructuras organizacionales diferentes. Es así como, en la presente investigación se presenta un análisis estructurado de la Eficiencia Financiera de los operadores turísticos del Archipiélago de San Andrés, Colombia. Conceptualizando la Eficiencia como un criterio de evaluación del desempeño de una organización frente a sus competidores sectoriales, lo cual se constituye en un insumo importante para la toma de decisiones para los grupos de interés del sector: Gobierno local y nacional, empresas, inversionistas, turistas y organizaciones públicas y privadas que promueven el emprendimiento.

En línea con lo propuesto en el presente estudio, diferentes investigaciones a nivel mundial han desarrollado análisis de eficiencia para empresas proveedoras de servicios de turismo. Por ejemplo, En el estudio de (Debata et al., 2014) se realiza una medición de la eficiencia del sector de turismo de salud en India, utilizando como muestra 39 proveedores de servicios de turismo médico, identificando la falta de planeación estratégica como aspecto clave a mejorar para lograr la eficiencia. A su vez, (Manasakis et al., 2013) desarrolla un análisis de la eficiencia de los hoteles de la isla de Creta en Grecia, analizando una muestra de 50 hoteles sugieren las implicaciones gerenciales de las organizaciones a considerar para incrementar la eficiencia hotelera. Consecuentemente a lo propuesto en la presente investigación, (Stumpf & Reynolds, 2016) desarrollan un enfoque multinivel para estimar las sinergias entre hospitalidad y turismo, implementando el Análisis Envolvente de Datos como herramienta de medición de la eficiencia del desempeño de los operadores turísticos de Islas de países en vías de desarrollo en el Pacífico.

Utilizando enfoques alternativos, otros autores han utilizado técnicas de aprendizaje automático para generar pronósticos de la eficiencia en sectores empresariales, por ejemplo (T. J. Fontalvo et al., 2019) implementan el algoritmo GLMNET para pronosticar la eficiencia financiera empresarial en una Zona Franca. A su vez, en un enfoque similar (Granadillo et al., 2019) integra el análisis de rubros financieros y los niveles de desempeño organizacional para comprender el comportamiento de los niveles de productividad en el sector químico en Colombia. Así mismo, a nivel mundial se ha estudiado la eficiencia financiera como un factor de competitividad y una herramienta de soporte para la toma de decisiones objetivas (Fontalvo-Herrera & DeLaHoz-Domínguez, 2018; Sreenivasan & Sundaram, 2018).

Conceptualizando los planteamientos de los diferentes autores mencionados, el presente estudio plantea las siguientes preguntas de investigación; ¿Cuáles son las variables claves que permiten medir el desempeño de los operadores turísticos en el Archipiélago de San Andrés? ¿Cuál es la estimación de la eficiencia financiera de los operadores turísticos del Archipiélago de San Andrés? ¿Cuáles son las variables críticas que determinan la eficiencia financiera de los operadores turísticos analizados en el estudio?

Lo anterior, conlleva a plantear un análisis articulado de las metodologías PCA y DEA para evaluar la eficiencia financiera de los operadores turísticos del Archipiélago de San Andrés, generando una metodología replicable y reproducible con las cuáles se aporten criterios objetivos para el mejoramiento del sector.

Análisis de Componentes Principales (PCA)

El PCA es una técnica de análisis multivariado que usa bases algebraicas y estadísticas, busca resumir y dar una estructura a la información obtenida en una matriz de datos (Peña, 2002). Matemáticamente, el PCA es definido como una transformación lineal ortogonal, que transforma el conjunto de datos en un nuevo sistema de coordenadas, de tal manera que la mayor varianza, según la proyección de los datos, se encuentre en la primera componente principal, luego la segunda mayor varianza se encuentre en la segunda coordenada, y así sucesivamente (Jian Yang et al., 2004). Sintetizando, el PCA se basa en la combinación lineal de las variables originales, dando la posibilidad de resumir toda la información en pocas componentes, reduciendo la dimensión del problema (Yan Ke y Sukthankar, 2004).

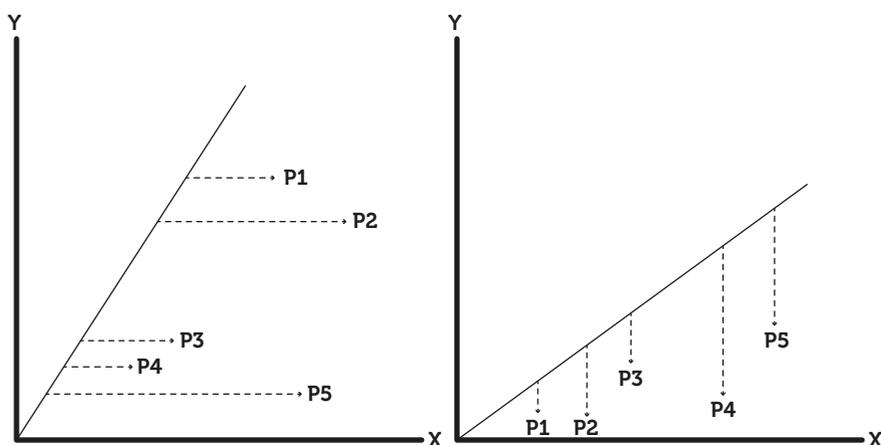
Análisis Envolvente de Datos (DEA)

La metodología DEA fue propuesta en el año 1978 por Charnes, Cooper y Rhodes como una metodología no paramétrica basada en modelos de programación lineal, su objetivo era estudiar la eficiencia relativa de una serie de unidades de decisión donde existen múltiples entradas y salidas (Pino et al., 2010). Los modelos DEA evalúan la eficiencia de un conjunto entidades, denominados como Unidades de toma de Decisión (DMU: Decision Making Unit), para esta evaluación se hace uso de múltiples entradas y salidas para cada una de las DMU's (Ligarda y Naccha, 2006). Así, la eficiencia de una DMU se determina por su habilidad para transformar las entradas en salidas deseadas, por otro lado, es importante tener en cuenta que las DMU's usadas deben ser comparables, por lo que sus entradas como sus salidas deben tener unidades homogéneas (Legaz, 1998).

Para construir un modelo usando en la metodología DEA se aconseja seguir los siguientes pasos (Perdomo y Mendieta, 2017): Primero, se debe tener un buen y amplio conocimiento del problema así como su naturaleza. Segundo, identificar el conjunto de DMU's, sus entradas y sus respectivas salidas. Tercero, se debe seleccionar el tipo de modelo (CCR que corresponde a la eficiencia técnica o BCC que corresponde a la eficiencia global), el Retorno de Escala (CRS-Constante o VRS-Variable) y la orientación del modelo (Entrada o Salida).

El modelo DEA resuelve un problema de optimización, donde la Función Objetivo es maximizar la razón de sus salidas entre sus entradas, como se tienen varias entradas y salidas se usan las ponderaciones u_r para crear una salida virtual y v_i para crear una entrada virtual. Por último se tiene como restricciones las que limitan la eficiencia en el rango de 0 y 1 (T. Fontalvo et al., 2018). Para ilustrar un poco los modelos CCR, se presenta el modelo CCR-I en la parte izquierda y CCR-O en la parte derecha de la Figura 1.

Figura 1. Medida de la eficiencia del modelo CCR-I y CCR-O.



Fuente: Elaboración de los autores

En ambos modelos (CCR, BCC) y sus variantes (Input, Output) será eficiente aquellas unidades que estén sobre la línea de la frontera. El gráfico de la derecha de la Figura 2 corresponde a la ilustración de un modelo CCR orientado a las entradas por lo que las unidades se moverán de forma horizontal para llegar a la frontera para ser eficientes (Domínguez et al., 2005). Por otro lado, la gráfica de la parte derecha se muestra el modelo CCR orientado a las salidas, este modelo indica que las DMU's alcanzarán la frontera moviéndose de manera vertical. La principal diferencia entre los modelos BCC y CCR es que la eficiencia calculada en el modelo CCR será menor que la eficiencia calculada en el modelo BCC, esto debido a que el modelo CCR usa la eficiencia global y en cambio el modelo BCC usa la eficiencia técnica.

Finalmente, para la aplicación del modelo DEA se usa el modelo CCR orientado a las entradas, de acuerdo a esto tenemos lo siguiente:

$$\max_{u, v} h_o = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad (1)$$

Sujeto a:

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

Donde,

n: Se consideran n unidades ($j=1, \dots, n$) cada una de las cuales utilizan las mismas entradas (en diferentes cantidades) para obtener las mismas salidas (en diferentes cantidades).

x_{ij} : Cantidades de entrada i consumidos por la j-ésima DMU.

x_{io} : Cantidad de entrada i consumida por la DMU o.

y_{rj} : Cantidades observadas de salidas r producida por la j-ésima DMU.

y_{ro} : Cantidad observada de la salida r producida por la DMU o.

u_r : Ponderación de la salida virtual.

v_i : Ponderación de la entrada virtual.

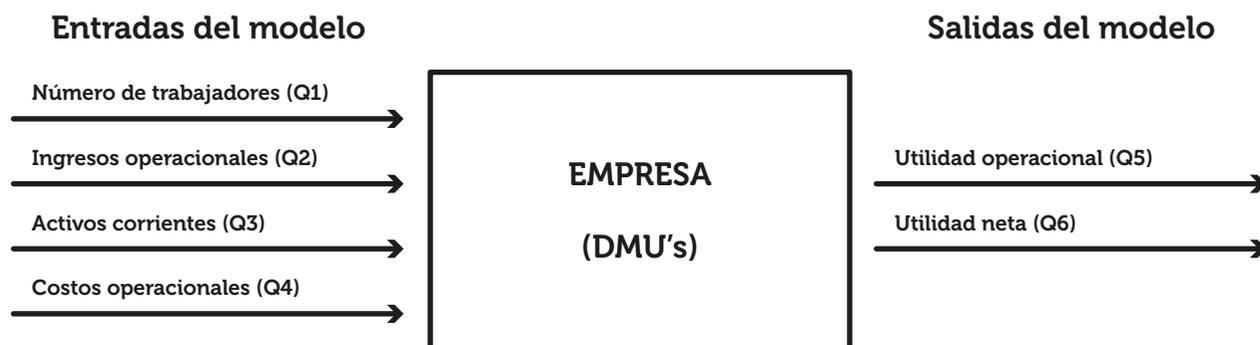
Metodología

La investigación desarrollada es de tipo evaluativa, primero, se utilizó el modelo de análisis envolvente de Datos DEA con el propósito de evaluar la eficiencia financiera de los operadores turísticos del archipiélago de San Andrés en Colombia. Sin embargo, para la estructura de medición se realizó un análisis racional como se presenta en la Figura 2, para integrar las variables de entrada con las variables de salida del modelo. Para desarrollar la investigación se definieron las siguientes variables que permitieron establecer el modelo DEA: Número de trabajadores (Q1), Ingresos Operacionales (Q2), Activos Corrientes (Q3), Costos Operacionales (Q4), Utilidad Operacional (Q5) y Utilidad Neta (Q6), y finalmente se define las empresas (Tabla 1) los programas académicos de acuerdo a la universidad como las unidades de toma de decisión (DMU).

La metodología usada en esta investigación, en primer lugar, se plantea un análisis descriptivo apoyado por el análisis de componentes principales (PCA), el cual permite estudiar todas las variables holísticamente, sirviendo como herramienta de soporte y generadora de las hipótesis del estudio. En segundo lugar, se desarrolla un proceso explicativo e inferencial, soportado por el análisis envolvente de datos (DEA), mediante el cual se genera el análisis de la eficiencia financiera de los operadores logísticos.

En la Figura 2 se muestra la construcción racional propuesta para la medición de la eficiencia. En el lado izquierdo están las entradas del modelo y en el lado derecho se observa las salidas del modelo.

Figura 2. Relación de las variables de entrada y salida del modelo de eficiencia.



Fuente: Elaboración de los autores

Población

Como población para esta investigación se utilizaron la información financiera de 22 empresas del sector turístico para el año 2018 (Tabla 1).

Tabla 1. Empresas del estudio.

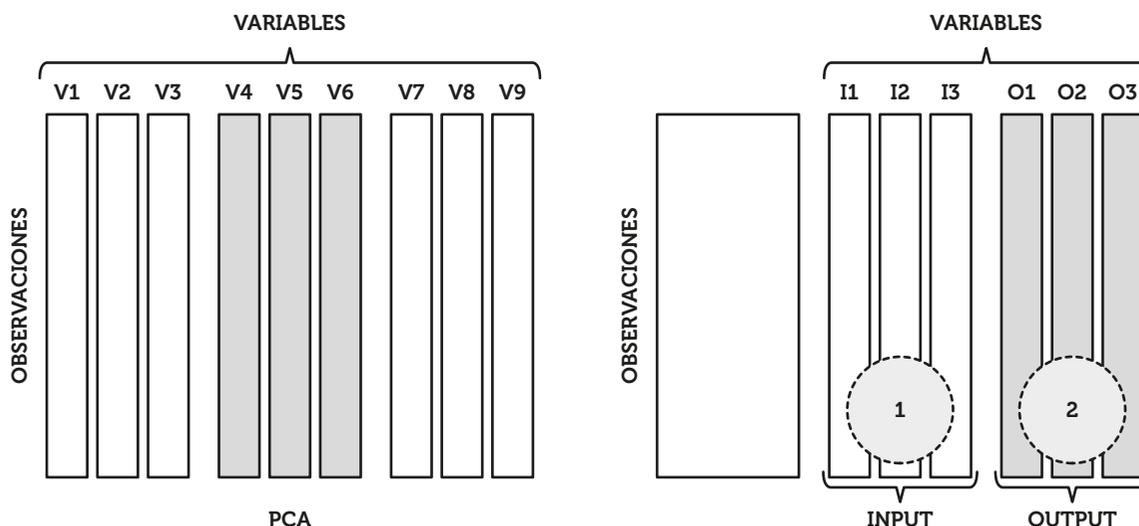
NOT.	EMPRESA	NOT.	EMPRESA
E1	Hotel Sunset	E12	Right Lang Deh So
E2	Aloj. de Turismo de San Andres Islas	E13	Sea Star Inn
E3	Paradis de Colors	E14	Posada Amaripucci
E4	Cocobay Sai Hostel	E15	Belafonte Ch Guest House
E5	Travel San Andres Island Caribbean SAS	E16	Banda Dive Shop
E6	Posada Shanggiovys Rincon	E17	Dario Cuentas
E7	Posada Turistica Rocky Cay Bay	E18	Muuv SAS
E8	The 4 Ways It SAS	E19	Posada Nativa Miss Trinie
E9	Transp. Turisticos Suarez Osorio SAS	E20	Posada Nativa Mr Tenloy's Place
E10	Providencia Travel	E21	Magguie Pineda Of. de Representación
E11	Smith Town	E22	Posada Janeth Place

Fuente: Elaboración de los autores

Fuentes y técnicas de recolección de la información

Para el análisis computacional de los datos se utilizó el software R (Team, 2013), la librería de análisis multivariado FactomineR (Lê et al., 2008) para el desarrollo del PCA y la librería de Análisis Envolvente de Datos deaR (Coll-Serrano et al., 2019). Además, cabe aclarar que para poder implementar esta metodología la estructura de medición DEA de los datos se muestra a continuación (Figura 3).

Figura 3. Estructura del conjunto de datos para los modelos PCA y DEA



Fuente: Elaboración de los autores

Resultados

Etapas del Análisis de componentes principales PCA

En la Tabla 2, se desarrolla la varianza explicada por cada nueva componente principal, se aprecia como las dos primeras componentes explican el 93,50% de la inercia de los datos. En la Tabla 3, la primera componente 1 (eje horizontal), las variables con mayor valor son: Ingresos operacionales y costos operacionales, por lo cual a esta rotulará como el 'Componente operacional'. Así, en la segunda componente principal se aprecia que los valores más altos corresponden a las utilidades, por lo cual esta componente se interpretará como 'Componente utilidad' en los análisis posteriores de la investigación.

Tabla 2. Variabilidad explicada por en Análisis de Componentes Principales

Comp.	Autovalor	% de varianza	% acumulado de varianza
Comp 1	4,56	76,08	76,08
Comp 2	1,05	17,43	93,50
Comp 3	0,21	3,54	97,05

Comp.	Autovalor	% de varianza	% acumulado de varianza
Comp 4	0,17	2,88	99,92
Comp 5	0,01	0,05	99,97
Comp 6	0,01	0,05	100

Fuente: Elaboración de los autores

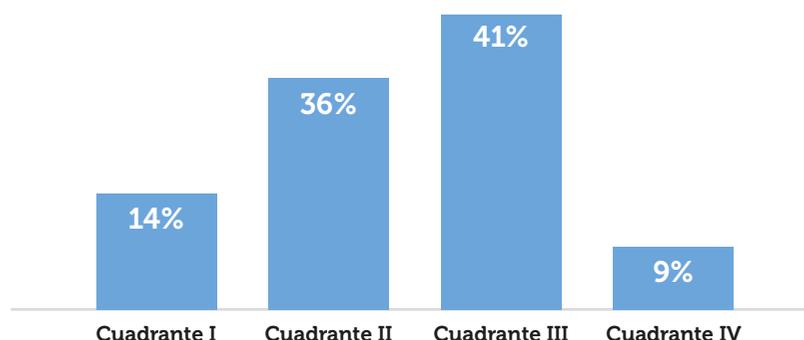
Tabla 3. Peso de la variable en las componentes principales

VARIABLE	COMP 1	COMP 2
Número de trabajadores (Q1)	17,62	2,60
Ingresos operacionales (Q2)	19,49	3,42
Activos corrientes (Q3)	16,12	22,93
Costos operacionales (Q4)	21,03	0,67
Utilidad operacional (Q5)	10,26	43,18
Utilidad neta (Q6)	15,48	27,19

Fuente: Elaboración de los autores

El PCA en esta investigación se realiza con un propósito exploratorio y comparativo, no evaluativo (Figura 5). Por lo cual, en el cuadrante I y IV las variables con dirección de crecimiento positiva son (Q1, Q2, Q5, Q4) y (Q3, Q6) respectivamente. Mientras que, en los cuadrantes II y III no se encuentran variables con dirección de crecimiento positiva.

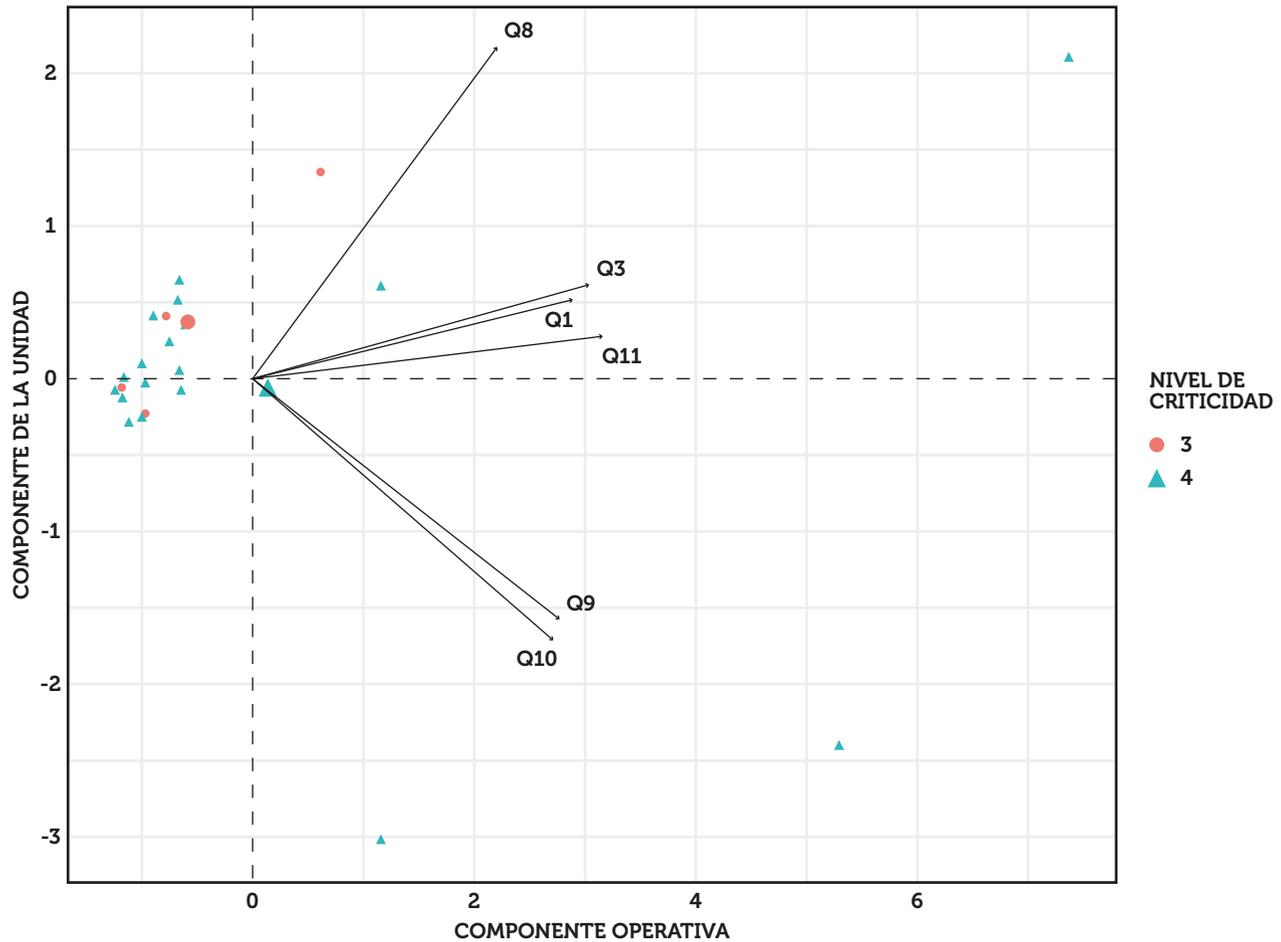
Figura 4. Porcentaje de concentración de las observaciones por cuadrante



Fuente: Elaboración de los autores

Los resultados obtenidos por el PCA se presenta en la Figura 5 y en la Figura 4 se presenta el porcentaje de concentración de las observaciones en cada cuadrante, aquí se observa que mayor parte de las empresas se encuentran en el cuadrante 3, de acuerdo al análisis exploratorio de datos puede indicar que estas DMU tienen un desempeño menor respecto a las otras. En función de dar valor a los resultados del estudio, se incorporó el estado de nivel de criticidad de la Gestión Inteligente (compuesta por: Gestión administrativa y financiera; gestión de la tecnología y la seguridad; Gestión de personas) como variable explicativa del modelo PCA, donde 3 es moderada y 4 es alta. En la Figura 5, se observa que dentro de los cuadrantes en los cuales crecen las variables se encuentran las empresas que tienen un nivel de criticidad alta en su gestión inteligente.

Figura 5. PCA.



Fuente: Elaboración de los autores

Análisis de la Eficiencia

Basado en la conceptualización de las entradas y salidas del modelo de presentadas en la Figura 2 y de acuerdo a los resultados del modelo de eficiencia DEA, se observa la existencia de 8 (36%) unidades eficientes y 14 (64%) ineficientes. esto se presenta a modo de ejemplo en la Tabla 5 se presentan los resultados algunos DMU's eficientes e ineficientes, donde se puede evidenciar las diferencias en los resultados en Matemáticas en la prueba Saber 11 entre unidades eficientes e ineficientes.

Tabla 5. DMU's eficientes e ineficientes.

DMU	Eficiencia	Q1	Q3	Q9	Q11	Q8	Q10
E1	1	7	1.130.971.000	75.4268.000	935.523.000	51.001.000	759.735.000
E4	1	3	4.9260.000	270.000	10.815.000	30.845.000	31.55.000
E2	0,49	1	37.452.000	2.745.000	16.845.000	9.310.000	2.052.100
E3	0,66	2	120.000.000	4.966.504	98.250.000	20.990.465	11.085.367

Fuente: Elaboración de los autores

Dentro de las DMU's eficientes existen unas con mayor desempeño que las otras, para esto usaremos el criterio de clasificación por grupo de referencia, es decir, las DMU's que tengan mayor referencia estarán clasificadas en un mejor grupo (Ver Tabla 6).

Tabla 6. Grupo de referencias de las DMU's eficientes.

DMU	NÚMERO DE REFERENCIAS	GRUPO	DMU	NÚMERO DE REFERENCIAS	GRUPO
E18	12	1	E1	5	4
E7	7	2	E8	4	5
E21	7	2	E4	4	5
E11	6	3	E5	0	6

Fuente: Elaboración de los autores

De acuerdo a la Tabla 6, de las 8 unidades eficientes que hay en el grupo de estudio, se forman 6 grupos de referencias.

Recomendaciones

En la Tabla 7 se observa la puntuación promedio que las empresas del estudio deben aumentar para alcanzar su eficiencia y por consiguiente mejorar su desempeño. El máximo se refiere al puntaje máximo que alguna empresa debe alcanzar para lograr los objetivos de eficiencia. La desviación corresponde al conjunto de todos los datos de la variable. La última fila que corresponde a las empresas deficientes se refiere a cuantas empresas deben mejorar la variable que corresponda a esa columna. Finalmente, se observa en que la variable Q1 tiene valores de cero, esto es debido a que la Q1 indica el número de trabajadores y está a una escala inferior respecto a las otras, y para el modelo es casi nulo el aporte que genera.

Tabla 7. Resumen de los objetivos generados por el análisis.

	Q1	Q2	Q3	Q4
Media	0	54.866.881,07	4.260.423,935	30.842.320,39
Desviación	0	12.099.8818,5	3.872.172,817	66.404.350,96
Máximo	0	475.928.396,7	10.994.913,52	226.168.478,8
Empresas deficientes	0	15	8	10

Fuente: Elaboración de los autores

De acuerdo a lo anterior, podemos afirmar que los esfuerzos para ser eficientes deben apuntar a mitigar las deficiencias de las DMU, es decir reducir el uso de estas entradas. Los resultados de los objetivos generador por el análisis se ven marcados por la variable Ingresos Operacionales (Q2) con 15 empresas por mejorar y Costos operacionales (Q4) con 10 empresas por mejorar.

Finalmente, esta metodología para la evaluación de la eficiencia financiera de los operadores turísticos del archipiélago es replicable para otros sectores de la economía. Aplicar esta metodología es de gran apoyo a la hora identificar oportunidades de mejora y tomar decisiones. Por ejemplo, en el caso de los directivos es de gran apoyo para la creación de estrategias que disminuyan la inversión que se realizan en las actividades y poder generar mayor o igual nivel de utilidad.

Conclusión

Se desarrolló una metodología aplicable a otros espacios de conocimiento y sectores de la economía por lo que es de gran utilidad para evaluar y analizar los recursos que utilizo para generar cierto nivel de bienes o servicios. El aporte de esta investigación, permitió generar un análisis financiero de los operadores logísticos encontrando dos variables críticas por mejorar y un análisis de comparación entre los mismos.

La evidencia empírica del estudio permite señalar que solo el 36% de los proveedores turísticos analizados se puede considerar eficiente. Además, se identificó la variable Costos Operacionales como el factor crítico para determinar la clasificación de eficiente y No eficiente.

Referencias

Coll-Serrano, V., Bolos, V., & Suarez, R. B. (2019). deaR: Conventional and Fuzzy Data Envelopment Analysis (Versión 1.1.0) [Computer software]. <https://CRAN.R-project.org/package=deaR>

Debata, B. R., Patnaik, B., Mahapatra, S. s., & Sreekumar. (2014). Efficiency measurement in medical tourism: A DEA approach. *International Journal of Process Management and Benchmarking*, 5(1), 90-112. <https://doi.org/10.1504/IJPMB.2015.066000>

Domínguez, J., Fernández, P., & Martínez-Roget, F. (2005). El análisis envolvente de datos en la construcción de indicadores sintéticos. Una aplicación a las provincias españolas. *Estudios de economía aplicada*, ISSN 1697-5731, Vol. 23, No 3, 2005, pags. 715-716.

Fontalvo, T., De La Hoz, E. (2018). Método Análisis Envolvente de Datos y Redes Neuronales en la Evaluación y Predicción de la Eficiencia Técnica de Pequeñas Empresas Exportadoras. *Información tecnológica*, 29(6), 267-276. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000600267>

Fontalvo, T. J., De La Hoz, E. J., & Olivos, S. (2019). Methodology of data envelopment analysis (DEA)—GLMNEt for assessment and forecasting of financial efficiency in a free trade zone—Colombia. *Informacion Tecnologica*, 30(5), 263-270. Scopus. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642019000500263>

Fontalvo-Herrera, T. J., & DeLaHoz-Domínguez, E. J. (2018). Study of financial efficiency in companies certified with the BASC label using Data Envelopment Analysis: Case applied in Cali - Colombia. *Entramado*, 14(1), 78-87. <http://revistasojs.unilibrecali.edu.co/index.php/entramado/article/view/787>

Granadillo, E. D. L. H., Gomez, J. M., & Herrera, T. J. F. (2019). Methodology with multivariate

calculation to define and evaluate financial productivity profiles of the chemical sector in Colombia. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 27(2), 144-160. <https://doi.org/10.1504/IJPQM.2019.100141>

Jian Yang, Zhang, D., Frangi, A. F., & Jing-yu Yang. (2004). Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1), 131-137. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2004.1261097>

Lê, S., Josse, J., & Husson, F. (2008). FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software*, 025(i01). <https://ideas.repec.org/a/jss/jstsof/v025i01.html>

Legaz, S. G. (1998). El Análisis Envolvente De Datos Como Sistema De Evaluación De La Eficiencia Técnica De Las Organizaciones Del Sector Público: Aplicación En Los Equipos De Atención Primaria. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(97), 979-1004. JSTOR.

Ligarda, J., & Ñaccha, M. (2006). La eficiencia de las organizaciones de salud a través del análisis envolvente de datos: Microrredes de la Dirección de Salud IV Lima Este 2003. *Anales de la Facultad de Medicina*, 67(2), 142-151.

Manasakis, C., Apostolakis, A., & Datsaris, G. (2013). Using data envelopment analysis to measure hotel efficiency in Crete. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 25(4), 510-535. <https://doi.org/10.1108/09596111311322907>

Peña, D. (2002). ANÁLISIS DE DATOS MULTIVARIANTES. 515.

Perdomo, J., & Mendieta, J. (2017). Factores que afectan la eficiencia técnica y asignativa en el sector cafetero colombiano: Una aplicación con análisis envolvente de datos*. *Revista Desarrollo y Sociedad*. <https://doi.org/10.13043/dys.60.1>

Pino, J., Solís, F., Delgado, M., & Barea, R. el C. (2010). Evaluación de la eficiencia de grupos de investigación mediante análisis envolvente de datos (DEA). <https://doi.org/10.3145/epi.2010.mar.06>

Sreenivasan, S., & Sundaram, M. (2018). A probabilistic model for predicting service level adherence of application support projects. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 25(3), 305-330. <https://doi.org/10.1504/IJPQM.2018.095648>

Stumpf, T. S., & Reynolds, D. (2016). Institutional conformance and tourism performance: An efficiency analysis in developing Pacific Island countries. *Tourism Planning & Development*, 13(4), 449-468. <https://doi.org/10.1080/21568316.2015.1136836>

Team, R. C. (2013). R: A language and environment for statistical computing.

Yan Ke, & Sukthankar, R. (2004). PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors. *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004. CVPR 2004., 2, 506-513. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2004.1315206>