

Análisis del desempeño operacional de una empresa del sector retail del Valle del Cauca (Colombia), mediante la aplicación de la técnica de Análisis Envolvente de Datos (DEA).

Analysis of operational performance in a company in the retail sector in Valle del Cauca (Colombia), by applying the Data Envelopment Analysis (DEA) technique

Carlos J. Polanía F.¹
cjpolanía@misena.edu.co

Universidad Santiago de Cali, Facultad de Ingeniería, Programa de Maestría en Ingeniería Industrial

Resumen

La medición del desempeño operacional, particularmente en el sector retail, no se encuentra estudiada suficientemente en Colombia. Una empresa de este sector, que carece de las herramientas técnicas para conocer el comportamiento de su eficiencia operacional, enfrenta una situación crítica dados los riesgos que asume ante su actual estrategia comercial de apertura de puntos de venta en el país. El presente estudio, tiene por objetivo, formular un plan para el mejoramiento de la eficiencia operacional de una empresa del sector retail del Valle del Cauca (Colombia), aplicando la técnica DEA (Análisis Envolvente de Datos). DEA, implica la determinación de DMU (Unidades Tomadoras de Decisiones, por sus siglas en inglés), de las variables de entrada y de salida, para realizar procesos de optimización matemática que permiten clasificar dichas DMU como eficientes o ineficientes. El estudio asume como DMU, cada uno de los puntos de venta y, considera variables de entrada y salida pertinentes a la medición de la eficiencia operacional con respecto al desempeño logístico y comercial, basándose en información suministrada por la empresa correspondientes a 41 meses de actividad (enero de 2018 a mayo de 2022) en todas sus sedes, ubicadas en 6 ciudades del país. Como resultado del estudio, se generan las modificaciones que deben aplicarse a las variables Input / Output de cada DMU ineficiente, para alcanzar la eficiencia óptima, sintetizadas en un plan de mejoramiento.

Palabras Clave: Análisis Envolvente de Datos, Eficiencia operacional, Productividad

Abstract

The measurement of operational performance, particularly in the retail sector, has not been sufficiently studied in Colombia. A company in this sector, which lacks the technical tools to know the behavior of its operational efficiency, faces a critical situation given the risks it assumes with its current commercial strategy of opening points of sale in the country. The objective of this study is to formulate a plan to improve the operational efficiency of a company in the retail sector of Valle del Cauca (Colombia), applying the DEA (Data Envelopment Analysis) technique. DEA implies the determination of DMUs (Decision Making Units), of the input and output variables, to carry out mathematical optimization processes that allow classifying said DMUs as efficient or inefficient. The study assumes each of the points of sale as DMU and considers input and output variables relevant to the measurement of operational efficiency with respect to logistics and commercial performance, based on information provided by the company corresponding to 41 months of activity. (January 2018 to May 2022) in all its offices, located in 6 cities in the country. As a result of the study, the modifications that must be applied to the Input / Output variables of each inefficient DMU are generated, to achieve optimal efficiency, synthesized in an improvement plan.

Keywords: Data Envelopment Analysis, Operational Efficiency, Productivity

1. INTRODUCCIÓN

La medición del desempeño operacional es un asunto que revierte un alto grado de complejidad, dado su carácter multidimensional, proveniente de las múltiples entradas y salidas involucradas en su cálculo. En relación con las empresas del sector retail, este tipo de medición es relativamente poco explorado. Su abordaje requiere elementos técnicos que provean resultados confiables para soportar el mejoramiento y optimización. Sin embargo, existe la posibilidad de procesar y analizar información significativa de variables de entrada y salida (Input / Output) mediante la utilización de herramientas informáticas, algunas de ellas de libre acceso. Estos aplicativos, a través de modelos de optimización

|1

¹ Estudiante de Maestría en Ingeniería Industrial, (2023).

matemática y considerando la productividad de los recursos, generan resultados que evidencian la contribución de cada una de las entradas a la eficiencia operacional.

El procesamiento y análisis pertinente de las variables de entrada y salida seleccionadas, incluyendo la información del comportamiento de las mismas durante periodos de tiempos de interés para la empresa, permite generar resultados valiosos, pues representan una oportunidad para diseñar planes enfocados en el mejoramiento la eficiencia operacional que generen valor para sus procesos. Actualmente, resulta de gran interés para muchas empresas analizar el comportamiento de sus variables críticas en periodos de actividad en los cuales se han visto obligadas a introducir cambios importantes en sus procesos, tanto en su estructura como en la aplicación de recursos. La mayoría de las empresas comerciales del departamento del Valle del Cauca, no aplica herramientas técnicas de análisis de información para generar planes de mejoramiento que contribuyan al mejoramiento de su eficiencia operacional.

Justificación

La realización del presente estudio, obedece a una justificación de carácter práctico, por cuanto “su desarrollo ayuda a resolver un problema o, por lo menos, propone estrategias que al aplicarse contribuirían a resolverlo” (Bernal, 2010).

La empresa del sector retail objeto de análisis, basándose en la experiencia, en el conocimiento del mercado de sus directivos y asumiendo riesgos financieros considerables, ha venido aplicando durante los últimos años una estrategia agresiva de crecimiento basada en la apertura de puntos de venta en diferentes regiones geográficas del país, careciendo de herramientas técnicas que le permitan evaluar el éxito real de la misma, dado que no ha determinado las variables y los mecanismos necesarios para monitorear la eficiencia operativa de las sedes existentes y de las que está abriendo como resultado de la implementación de esta estrategia comercial.

Si bien esta gestión ha permitido a la empresa posicionarse y liderar a nivel nacional las ventas a nivel nacional en sus productos estrella, no brinda a sus directivos la certeza de que deba seguirse implementando indefinidamente.

Los resultados de la aplicación de la técnica del análisis envolvente de datos sería muy relevante para la empresa, pues le permitiría diferenciar objetivamente las sedes más eficientes de las menos eficientes, en términos de sus variables claves de operación, y enfocarse en la identificación de las buenas prácticas que inciden en el mejor desempeño de las primeras, y en las causas de los problemas que afectan a las segundas.

La identificación técnica de las fortalezas y debilidades operacionales, permite la generación de un benchmarking interno que facilitará el ajuste o modificación de las estrategias comerciales de la empresa.

Otro aspecto a resaltar, es que el grado de uso de herramientas para la medición de la eficiencia operacional no se encuentra suficientemente documentado en Colombia, en donde los principales esfuerzos en este sentido, han estado orientados hacia los sectores educativo y salud. Por eso resulta especialmente importante el análisis e implementación de un modelo como el DEA en una empresa comercial y en particular del sector retail, en el cual este tipo de análisis es prácticamente inexistente.

Son varios los indicadores de desempeño logístico que apuntan a que la medición de la eficiencia operacional es un tema crucial y desventajoso para las empresas, y en general, para la competitividad del país. De acuerdo con la Encuesta Nacional de Logística 2020, en Colombia uno (1) de cada cuatro (4) pedidos son imperfectos, los tiempos requeridos para realizar operaciones logísticas de cargue y descargue superan las 2.4 horas, el 12.6% de los ingresos por ventas de una empresa, es dedicado a sus costos logísticos, dentro de los cuales, las fracciones más significativas corresponden al transporte (30.7%) y al almacenamiento (29.3%). Es relevante también que los costos logísticos como fracción de las ventas, son mucho mayores para las empresas micro y pequeñas (25.8% y 24.2%, respectivamente), que para las empresas medianas y grandes (11.8% y 9.7%), mientras solamente el 74% de la empresa hace medición de este tipo de costos. La misma fuente menciona que solamente el 68% de las empresas miden los tiempos de abastecimiento y el 62.3% mide los tiempos de distribución (Departamento Nacional de Planeación, 2020)

En cuanto a la medición de indicadores de calidad en logística, solo es realizada por el 43.8% de las empresas del país.

A su vez, que existe una importante proporción de empresas que están realizando la tercerización de los servicios logísticos. Por otro lado, el nivel de conocimiento de las tecnologías que soportan los procesos logísticos es muy limitado; por ejemplo, para las tecnologías para rastreo y seguimiento de pedidos (50,6%), y para el Intercambio Electrónico de Datos (EDI) (32,7%), Sistemas de gestión de bodegas (13.8%) o Tecnologías para planeación de la demanda (10.8%) (Consejo Privado de Competitividad, 2022).

Alcance

El proyecto comprende el estudio de la productividad y la eficiencia operacional bajo el Modelo DEA, en relación con su desempeño comercial y logístico, para todos los puntos de venta de la empresa comercial bajo estudio, los cuales se encuentran ubicados en seis ciudades de la geografía nacional. La información analizada como base para la realización del estudio cubre el periodo que va desde enero 2019 a mayo 2022.

Limitaciones

La generación de los resultados del estudio, puede variar sustancialmente de acuerdo con la selección de variables Input / Output que se hace al inicio del mismo; elecciones diferentes, pueden producir resultados significativamente distintos (Galán, 2014). Para mitigar este riesgo, la selección de las variables se realiza mediante un minucioso análisis con la participación del equipo directivo de la empresa, contando con acompañamiento técnico.

Objetivo general

Evaluar el desempeño operacional de las áreas de ventas y logística, de una empresa del sector retail del Valle del Cauca (Colombia), mediante la aplicación de la Técnica de Análisis Envolvente de Datos (DEA).

Objetivos específicos

- Identificar los parámetros y variables cuantitativas relevantes a correlacionar en el análisis de Inputs / Outputs, en relación con la eficiencia operacional.
- Proponer una herramienta informática que facilite el análisis técnico de las variables propias de la medición de la eficiencia operacional bajo el modelo DEA, según la información disponible en la empresa.
- Analizar los resultados estadísticos sobre el comportamiento de las variables Inputs / Outputs y su relación con la eficiencia operacional.
- Plantear propuestas para el mejoramiento de la eficiencia operacional de la empresa, pertinente a los resultados del análisis realizado.

Marco teórico

El Análisis Envolvente de Datos – DEA, se presentó por primera vez por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978, como un modelo de programación que proporciona una nueva medida de la eficiencia, inicialmente para evaluar las actividades de las entidades sin ánimo de lucro participantes en programas públicos. DEA implica el cálculo de una superficie envolvente que incluye una serie de cálculos que toma las observaciones eficientes y las combinaciones lineales que se obtienen a partir de las unidades eficientes (frontera tecnológica eficiente), interpretando que las unidades que se ubican por debajo de la frontera como ineficientes. De tal manera que DEA proporciona una medida relativa de eficiencia en donde la distancia entre las unidades ineficientes y la frontera, constituye una medida de ineficiencia (Muñiz, 2002)

El Modelo DEA surge como una extensión del trabajo de Farrell (1957), quien busca proporcionar una medida satisfactoria de la eficiencia productiva, involucrando todos los recursos empleados (Inputs), desarrollando un método que considera como sus principales supuestos: 1. Las empresas trabajan bajo condiciones de rendimientos constantes a escala (los incrementos porcentuales de los inputs y los outputs son iguales) 2. El incremento en el Input por unidad de Output de un factor implica una eficiencia técnica más baja. 3. La función de producción eficiente es conocida (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

A este respecto, el Análisis Envolvente de Datos (DEA), proporciona una “medida satisfactoria de eficiencia productiva” que tiene en cuenta todos los Inputs (recursos empleados) y muestra cómo puede calcularse (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

DEA es una técnica de programación matemática que permite la construcción de una superficie envolvente, frontera eficiente o función de producción empírica, a partir de los datos disponibles del conjunto de unidades bajo estudio, de forma que las unidades que determinan la envolvente son denominadas unidades eficientes y aquellas que no pertenecen sobre la misma son consideradas unidades ineficientes (Pastor, 2000).

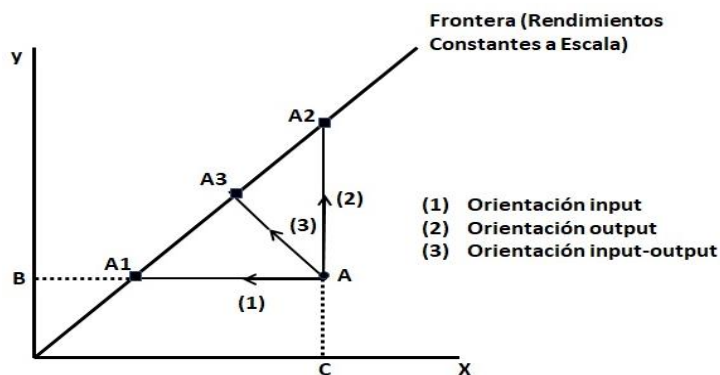
En cuanto a la generación de propuestas como resultado de la aplicación del DEA, Villarreal, Tohmé (2017), mediante técnicas de programación no lineal en el análisis de Inputs y Outputs, muestra como la aplicación del DEA, provee la generación de alternativas para mejoramiento de la eficiencia (Villarreal & Tohmé, 2017). En otro estudio de aplicación a empresas de servicios, Romero, Ortega, Ocaña, Martín (2018), a través del DEA, logran medir el impacto de las formas alternativas de gestión en la eficiencia (Pérez Romero, Ortega Díaz, Ocaña Riola, & Martín Martín, 2019). En este mismo sentido, Martínez, Guzmán (2013) aplican el DEA para identificar la brecha existente entre la eficiencia actual de las empresas del sector estudiado y una escala óptima de operaciones considerando la aplicación de buenas prácticas (Martínez Franco & Guzmán Raja, 2013).

De acuerdo con (Beroska, Arango Buelvas, & Torres Yarzagaray, 2016) un modelo DEA, puede ser clasificado de acuerdo con su orientación, en dos categorías:

Input orientado: para un determinado nivel de Outputs, busca la máxima reducción proporcional en el vector de Inputs, mientras permanece en la frontera de posibilidades de producción.

Output orientado: para un nivel dado de Inputs, persigue generar el máximo incremento proporcional de Outputs, permaneciendo dentro de la frontera de posibilidades de producción.

Figura1. Orientación del Modelo DEA



Fuente: Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006

Para el Modelo DEA, una unidad no es eficiente si es posible disminuir sus Inputs sin alterar sus Outputs, mientras que se puede caracterizar como eficiente si es posible incrementar cualquier Output sin incrementar ninguno de sus Inputs ni disminuir algún otro Output. Cabría la posibilidad de buscar simultáneamente la reducción del Input y la expansión del Output (equiproporcional), dando lugar a medidas de eficiencia “hiperbólicas” (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

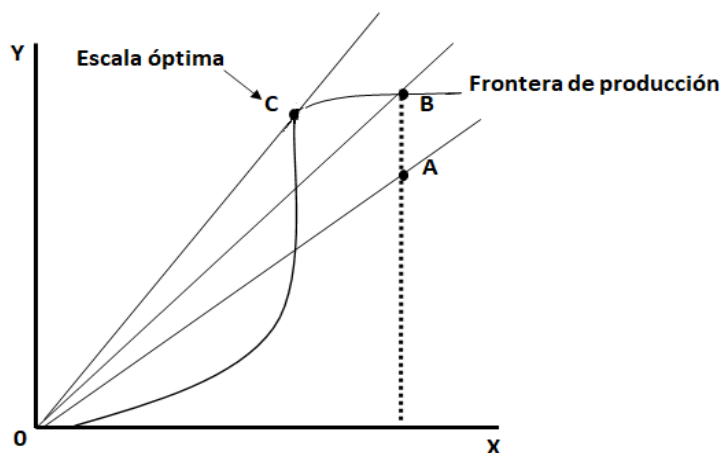
La figura 1, presenta las posibilidades de orientación del Modelo DEA con respecto a la frontera de producción. La Unidad A se encuentra por debajo de esta frontera y, para alcanzarla, podría seguirse la ruta (1), que implica la contracción de los Inputs permaneciendo a un nivel de Output constante. La ruta (2), exige un incremento en los niveles de Outputs, conservando el mismo volumen de Inputs, la ruta (3) correspondería a una combinación de las alternativas (1) y (2).

La eficiencia puede ser caracterizada con respecto a modelos Input orientados, para los cuales, para un nivel determinado de outputs, se aplica una reducción máxima en el vector inputs, permaneciendo en la frontera de posibilidades de producción (Jaime, 2016). El concepto de eficiencia está relacionado con la economía de recursos y es frecuentemente definido como la relación entre los resultados obtenidos (outputs) y los recursos utilizados (inputs), representando una magnitud multidimensional. Se define la eficiencia técnica como la capacidad de una unidad para obtener el máximo Output a partir de un conjunto dado de Inputs; comparando el valor observado de cada Unidad con el valor óptimo (de acuerdo con la frontera de producción estimada) (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

De acuerdo con (Jaime, 2016), la eficiencia técnica se obtiene al comparar el valor observado de cada unidad con el valor óptimo definido por la frontera de producción estimada. Otro concepto de interés en los análisis propios de los modelos DEA, es el de eficiencia precio, que corresponde a la capacidad de usar la unidad para utilizar los diferentes Inputs en proporciones óptimas dados sus precios o pesos relativos. (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

Para tener una mejor comprensión del concepto de eficiencia y su cálculo bajo el contexto de DEA, es importante definir el concepto de productividad, en términos de la productividad media de un factor, como el número de unidades de Output producidas por cada unidad empleada del factor (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

Figura 2. Diferencia entre Productividad y Eficiencia técnica



Fuente: Coelli Prasada Rao y Battese (1998)

De acuerdo con la figura 2, dado que la productividad está dada por la pendiente de las rectas trazadas desde cada uno de los puntos A, B y C hasta el origen, dos unidades (B y C en este caso), a pesar de estar sobre la misma frontera de producción (línea curva), presentan diferentes niveles de productividad; el punto C tiene una mayor productividad por presentar una mayor pendiente. Por otro lado, la unidad A se encuentra por debajo de la frontera de producción, por lo cual, además de tener menor eficiencia técnica, es la menos productiva (tiene la menor pendiente).

Un concepto básico en DEA, es el de las DMU Unidades tomadoras de decisiones (Decision Making Unit), involucradas en un proceso de transformación, del cual toman una cantidad de recursos (Inputs), para generar bienes o servicios (Outputs) (Sánchez, Parra, & Udi, 2014). Los modelos DEA determinan las mejores opciones (Inputs / Outputs), haciendo comparaciones entre todas las posibles combinaciones lineales de las unidades bajo estudio, por lo cual resulta muy útil para análisis de benchmarking.

Modelos seminales DEA

Los modelos seminales DEA nacen de la propuesta de Charnes et al., (1978) que aportan los recursos necesarios para desarrollar estos modelos y que se consideran como un conjunto de DMU, es decir m entradas y s generador de salidas, su representación es DMU_j , su fórmula está dada como $(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$ y $(y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{sj})$. Ahora, las matrices de entrada como la X y la de salida como Y para n DMU en el análisis está representada por las matrices $m \times n$ y $s \times n$ como se pueden observar en las fórmulas siguientes:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad Y = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \dots & y_{sn} \end{pmatrix}$$

Ahora bien, la medición de eficiencia a través de DEA se puede efectuar utilizando dos enfoques posibles. 1) la idea es minimizar las entradas a la vez que se satisface por lo menos el nivel de salida dado, modelo que se orienta a las entradas y se denomina (input oriented model). 2) el modelo orientado a la salida denominada (output oriented model) trata de maximizar las salidas sin que se requiera otras de las entradas observadas. Por ello, se define al DMU como un modelo eficiente orientado a la entrada y que hace parte de todo aquello que no es posible reducir el nivel de ninguna de sus entradas sin reducir por lo menos uno de sus niveles de salida. Entonces, una DMU se considera eficiente en un modelo de entrada y salida, siempre y cuando no incremente alguna de sus salidas sin disminuir por lo menos una de las demás salidas o sin aumentar una de las entradas (Thanassoulis, 2001).

Modelo BCC

Descrito por Banker, Charnes y Cooper (1984), hace parte de una de las principales variantes de este modelo. El aporte principal que hace este modelo con respecto al anterior es la inclusión de una frontera de producción cóncava que se fusiona con variables a escala - Variable Returns to Scale (por sus siglas en inglés, VRS). De hecho, esta tecnología tiene una característica particular y es que aporta rendimientos crecientes a escala en el primer segmento, luego del rendimiento decreciente a escala del segundo tramo y rendimientos constantes a escala constante - Constant Returns to Scale (por sus siglas en inglés, CRS) que se da entre el primer y segundo segmento.

Este modelo BCC orientado a entradas (input-oriented) se plantea de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \beta, \lambda} \quad & \theta \\ \text{s. a.} \quad & \theta X_0 - X\lambda \geq 0 \\ & Y\lambda \geq y_0; \\ & e\lambda = 1; \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

Entonces e se denomina como un vector fila de unos y $\theta\beta$ es una escala. Una solución favorable para este problema tiene la forma de $a(\theta B^*, \lambda^*, s^-, s^+)$ donde s^- el cual representa el exceso mayor en las entradas y s^+ representa las deficiencias máximas en las salidas. En este sentido DMU_0 se denomina como eficiente BCC satisface que $\theta B^* = 1$ por lo que no se observa holgura $s^- = 0, s^+ = 0$; por otro lado, DMU_0 se denomina ineficiente BCC. En el caso de DMU BCC-ineficiente se denomina en conjunto de referencia E_0 basado en la solución óptima λ^* como $E_0 = \{j \mid \lambda_j^* > 0\}$ ($j \in \{1, \dots, n\}$) (Cooper, Seiford, & Tone, 2007).

El modelo BCC orientado a la salida (output-oriented) se presenta de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \min_{\eta, \beta, \lambda} \quad & \eta \\ \text{s. a.} \quad & X\lambda \leq x_0 \\ & \eta B y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & e\lambda = 1; \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

Modelo CCR

Modelo propuesto por Charner, Cooper y Rhoders (1978), basado en las siguientes premisas: 1) los datos numéricos

que hacen parte de la entrada y la salida son de carácter positivo para las DMU, 2) la selección de las entradas y salidas deben demostrar el interés del analista para llevar a cabo las evaluaciones de eficiencia relativa entre DMU, 3) las pequeñas cantidades en la entrada y las grandes cantidades en la salida dan mejores resultados, 4) las unidades de medidas de entradas y salidas no necesariamente tienen que ser coherentes.

Entonces, para realizar el cálculo de la eficiencia de una DMU₀ para cada $o = 1, 2, 3, \dots, n$ se propone el siguiente ejercicio de programación fraccional a partir del valor obtenido de los pesos de entradas v_i con $v_i = 1, 2, \dots, m$ y de las salidas u_i con $u_i = 1, 2, \dots, s$:

$$\max_{\theta, v, u} \theta = x = \frac{u_1 y_{1o} + u_2 y_{2o} + \dots + u_s y_{so}}{v_1 x_{1o} + v_2 x_{2o} + \dots + v_m x_{mo}}$$

$$s. a. - \theta = x = \frac{u_1 y_{1j} + u_2 y_{2j} + \dots + u_s y_{sj}}{v_1 x_{1j} + v_2 x_{2j} + \dots + v_m x_{mj}} \leq 1 \quad (j = 1, \dots, n)$$

$$u_1, u_2, \dots, u_s \geq 0$$

$$v_1, v_2, \dots, v_m \geq 0$$

Estos modelos hacen parte de las propuestas básicas de DEA. Sin embargo, es importante tener en cuenta que existen otras variaciones como son los Modelos Aditivos y Modelos Basados en Holguras. Igualmente existen otras metodologías que complementan el uso del DEA como son las estimaciones paramétricas mediante la cual se incluyen factores de carácter externo que son parte de la transformación de las entradas y salidas, como la consideración de que múltiples etapas (multi-stage). (Huguenin, 2015).

Antecedentes

Si bien los modelos DEA se emplearon inicialmente para evaluar la eficiencia relativa de entidades sin ánimo de lucro, el desarrollo teórico y empírico de la metodología, así como su naturaleza interdisciplinar, han permitido que se extienda su uso a todo tipo de organizaciones (Coll Serrano & Blasco Blasco, 2006).

En el conjunto de herramientas conocidas dentro de las técnicas de Lean Manufacturing (Kanban, Ishikawa, Poka yoke, Heijunka, entre otras), es destacable una aplicación del DEA al Mapeo de Flujo de Valor (VSM Value-Stream Maps), tomando como variables de entrada el costo, el tiempo y el producto. A través de esta propuesta, se calcula un índice de rendimiento integrado, esbelto y ágil que proporciona una medida de la delgadez, al comparar la relación de entradas y salidas del sistema (N. & K., 2020)

En una revisión sistemática de la literatura sobre la aplicación de modelos de DEA en la evaluación de la cadena de suministro (1996 a 2016), encuentra que la mayor frecuencia en estudios y artículos de investigación, corresponde a las áreas de selección de proveedores, eficiencia de la cadena de suministro y sostenibilidad de la cadena de suministro; evidenciando que el DEA se presenta como una buena herramienta de evaluación de la cadena de suministro a futuro. DEA se utiliza en la evaluación y selección de proveedores, permitiendo involucrar atributos, características del productos y dependencias entre los atributos del proveedor. DEA aporta a la medición de la eficiencia de las cadenas de suministro, considerando a todos sus miembros, cuestión que representa muchas dificultades por otros métodos. En cuanto a la evaluación de la sostenibilidad de la cadena de suministro, DEA contribuye a su mejoramiento, considerando aspectos como el ambiental, el económico y el social (Soheilrad, Govindan, Kazimieras, Nilashi, & Zakuan, 2017).

Es importante referirse a un método desarrollado para comparar organizaciones mediante la inclusión de indicadores (comunes) de sustentabilidad, utilizando el DEA para hacer benchmarking e involucrando las dimensiones económicas, social, estratégica y perfil, considerando empresas de diferentes sectores económicos, y permitiendo generar un ranking de las empresas evaluadas, facilitando la identificación de los aspectos sobre los cuales debería trabajar para mejoramiento de su posición global en el sector (Sánchez, Parra, & Udi, 2014).

Un estudio en el cual se aplicó DEA al desempeño de tiendas minoristas, fue realizado con 552 sedes (Thomas, Cron, & Slocum, 1998), consideraba como variables de salida las ventas y las contribuciones de cada tienda (ventas netas menos costo de bienes vendidos y gastos operativos, mientras que las variables de entrada correspondían a las categorías de cantidad de mano de obra, experiencia de los empleados, costos asociados a la ubicación y procesos internos y enfocaba el uso de los resultados, a la identificación de factores críticos de éxito para las tiendas.

En un estudio reciente (Cherchye, Rock, Dierynck, Kerstens, & Roodhooft, 2023), se aplica la técnica DEA para determinar la contribución de segmentos de clientes al valor de la empresa, en una compañía que ofrece suscripciones de telefonía fija, telefonía móvil, televisión digital e Internet. La técnica se aplica a los datos de Costeo Basado en Actividades (ABC) recopilados de la empresa de telecomunicaciones europea, proyectándose una reducción potencial del total de costos controlables del 1,26%.

Un estudio basado en la técnica DEA (Camanho A.S., Portela M.C., & Vaz C.B., 2008), tiene en cuenta para el cálculo de la eficiencia de tiendas minoristas, dos categorías de factores no discrecionales; los orientados a caracterizar las condiciones externas donde operan las DMU y los internos a los procesos productivos pero que no pueden ser controlados por decisiones de los administradores, como alternativa a las evaluaciones que normalmente solo consideran factores discrecionales.

En una aplicación documentada del DEA sobre la evaluación comparativa de la productividad de marketing (Donthu, Hershberger, & Osmonbekov, 2004), se procesaron los datos de ventas de 26 puntos de comidas rápidas en un área metropolitana importante, utilizando como variables de entrada los gastos de publicidad y promoción, la experiencia del gerente y el número de empleados y, como variables de salida las ventas y el nivel de satisfacción del cliente. Se logra identificar un grupo de mejores ejecutantes específicos, cuyo comportamiento debería ser emulado por las restantes DMU para optimizar su eficiencia.

Un enfoque que pretende aportar mayor integralidad a la medición de la eficiencia, incorpora métodos de evaluación del desempeño cuantitativos y cualitativos (Murat Duman, Tozanli, Kongar, & Gupta M., 2017). En este estudio, adelantado en la industria alimentaria norteamericana, se combina la técnica DEA, con metodologías Fuzzy AHP (Analytic Hierarchy Process) y TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) que busca obtener una evaluación holística del mercado minorista. En este se involucran variables cualitativas que normalmente no se consideran en este tipo de estudio, como por ejemplo la densidad poblacional del territorio en el cual se ubica la tienda, aspectos de seguridad alimentaria y seguridad operativa.

Otra aplicación importante del modelo DEA, puede encontrarse en un estudio para determinar la distribución de planta óptima de una empresa manufacturera; en primera instancia, se establecen los grados de cercanía necesaria entre las áreas, definiendo las relaciones entre las mismas. Después, se determina un sistema de toma de decisiones basado en un proceso analítico jerárquico. La utilización del DEA, corresponde a la aplicación de criterios (de tipos cualitativo y cuantitativo) para hacer comparaciones entre las distintas alternativas de diseño de planta (estas corresponden a las DMU – Unidades Tomadoras de Decisiones). El tipo de DEA que se aplica es el CRS (Escala de Retorno Constante), según el cual, el incremento en las entradas genera un aumento de igual proporción en los resultados. Este análisis, consideró como Outputs, mediciones de Flexibilidad y Accesibilidad, y como Inputs, las variables Costo de redistribución, Costo de inventario en pasillo y puntaje de adyacencia. Finalmente, la decisión final sobre la distribución de planta óptima se completó con la inclusión del criterio Costo – beneficio (Galán Bedoya, 2014).

Un estudio reciente que se centró en la eficiencia del desempeño de tiendas minoristas en la industria de la moda (Nong, 2022), empleó la técnica Delphi para definir las variables de entrada y salida y, la técnica DEA para realizar la evaluación de la eficiencia de la cadena minorista del sector, en la ciudad Hochiminh, en Vietnam.

Las DMU estudiadas, corresponden a 16 tiendas minoristas, en el año 2021. Las variables Input que se consideraron fueron –Mano de obra, - Costos operativos y – Tamaño de la tienda. Las variables output involucradas; - Número de clientes e – Ingresos por ventas.

Cómo resultado del estudio, se generó un listado de las tiendas con mayores puntajes de eficiencia; determinándose

que están ubicadas en los distritos más dinámicos de la ciudad. Se encuentra también que las tiendas eficientes pueden ser de cualquier tamaño y que, en general, la tiendas con poca área tienden a ser más eficientes que las mas grandes. Se determinó la cantidad de horas que debe reducir cada una de las DMU no eficientes, al igual que la disminución en los costos de operativos y en el tamaño (teórico) de las tiendas; generando la información a partir de la cual, los gerentes pueden adoptar políticas sistemáticas para llevar las tiendas menos eficientes a la frontera eficiente.

Otras aplicaciones importantes de la técnica DEA, con importantes implicaciones en el comercio mayorista y minorista, tienen que ver con la evaluación de los sistemas logísticos. A este respecto, un estudio realizado para la evaluación de desempeño de los países de la UE (Lo Storto & Evangelista, 2022), permitió hacer la comparación de estos sistemas respecto a eficiencia de la infraestructura, calidad logística e impacto en el ambiente, tomando como parámetro base el Índice de Desempeño Logístico (LPI) del Banco Mundial.

Una combinación de DEA con LCA (Life Cycle Assessment), permite resultados beneficiosos (Álvarez Rodríguez, Martín Gamboa, & Iribarren, 2020) integrando la sostenibilidad en problemas de toma de decisiones que involucran múltiples entidades similares y múltiples criterios operativos, ambientales y/o socioeconómicos. En este estudio, la metodología DEA se estudia como herramienta MCDA (Análisis de Decisiones de Criterios Múltiples) para evaluar la influencia de las preferencias de los tomadores de decisiones en los resultados finales, según puntajes de eficiencia y puntos de referencia operativos y ambientales. En un estudio previo (Alvarez Rodríguez, Martín Gamboa, & Iribarren, 2019), se propone un marco metodológico LCA + DEA para la gestión de la sostenibilidad con aplicabilidad en tiendas minoristas, aplicable al estudio de variables como consumo de electricidad, bolsas plásticas, papelería, generación de residuos y horas laborales.

Una mirada al futuro sobre los análisis de la eficiencia minorista, principalmente en el campo de la logística, involucran elementos de Inteligencia Artificial (IA), para problemas específicos como la planificación de rutas (Loske & Klumpp, 2021), aplicando combinadamente métodos de Análisis Envolvente de Datos difusos (DEA), Medición Basada en Holguras (SBM) y Procesos de Jerarquía Analítica (AHP), favoreciendo un enfoque más orientado al cliente que a los procesos logísticos.

2. MATERIALES Y MÉTODOS/METODOLOGÍA

De acuerdo con Salkind (1998), el tipo de investigación correlacional se aplica cuando se desea llegar más allá de la mera descripción que podría existir entre ciertos sucesos, pudiendo responder con mayor probabilidad a preguntas acerca de la relación entre variables o sucesos, examinando las relaciones entre variables, pero sin que esto implique que unas sean las causas de las otras. Dado que con la aplicación de la técnica del Análisis Envolvente de Datos (DEA) se analizan diferentes unidades organizacionales considerando múltiples Inputs y Outputs, calculando su contribución a la eficiencia operacional, el presente caso de estudio corresponde a una investigación de tipo Correlacional.

En el presente estudio, se consideran como DMU, cada uno de los puntos de venta de la empresa. Estos corresponden a la Unidad de negocios de ventas de drywall, la cual genera los mayores ingresos por venta. Estas DMU manejan un tipo de información homogénea en cuanto al talento humano (vendedores externos, internos, apoyo administrativo y soporte logístico), productos que ofrecen e infraestructura de ventas. El presente estudio toma como base de análisis, el registro histórico de las variables Input / Output proporcionado por la empresa, para un periodo de 41 meses, para hacer las mediciones y análisis de la eficiencia operacional, cubriendo información relevante del periodo enero 2019 a mayo 2022. Las variables Input / Output que se han considerado para aplicar a cada DMU, aparecen en la Tabla 1.

La secuencia de actividades que se siguen para desarrollar el estudio, dando cumplimiento a los objetivos propuestos, es la siguiente:

2.1 Identificar los datos correspondientes a los Inputs / Outputs a considerar en el estudio.

Tabla 1. Variables Input / Output aplicadas en el estudio

VARIABLES INPUT	VARIABLES OUTPUT
Número de asesores comerciales junior	Ventas causadas por los asesores del DMU (COP)
Número de asesores comerciales senior	Entregas directas y despachos del DMU (COP)
Número de asesores comerciales master	
Número de operarios logísticos	

Fuente: Elaboración propia

Se consideraron dos categorías de datos para realizar la evaluación de la eficiencia operacional. La evaluación de la operación logística, se realiza mediante el procesamiento de la variable input – Número de operarios logísticos y la variable output – Entregas directas y despachos. La evaluación de la operación comercial, involucra las variables input – Número de asesores comerciales (junior, senior, master y total), con la variable output - Ventas causadas por los asesores del DMU.

2.2 Validación de los datos recibidos (Input/Output) de parte de la empresa

Se solicitó a la empresa la revisión de un conjunto de datos que presentaban valores no lógicos (por sus signos), dentro de la base de datos que aportaron. La empresa realizó la revisión y corrección correspondiente.

2.3 Preparación de los datos (Input / Output) para su procesamiento en el software MAX DEA8.

Mediante el uso de la herramienta Tablas dinámicas (Microsoft Excel), se consolidaron los datos aportados por la empresa, generándose los archivos de acuerdo con los requerimientos de ingreso al aplicativo.

2.4 Cálculo de productividad: Desempeño comercial y Desempeño logístico

2.5 Procesamiento de la información en aplicativo MAX DEA para cálculo de la eficiencia operacional y generación de propuestas de mejoramiento de la eficiencia operacional para cada DMU.

2.6 Ajuste en las variables Input / Output para mejoramiento del desempeño comercial y logístico.

En el Anexo 3, se describe el procesamiento de la información DMU – INPUT – OUTPUT, en el aplicativo MAX-DEA y se muestran los pantallazos correspondientes a la disposición de datos, el ingreso de la información DMU – INPUT – OUTPUT para el modelo envolvente, la definición del tipo de distancia (radial, en este caso), la determinación del tipo de orientación (orientado al output) y los resultados que genera el software en cuanto a mediciones de eficiencia y propuesta de ajuste a las variables consideradas (en este caso, reducción del input), como también un gráfico de dispersión generado por el software, de las variables Input – Output.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Cálculo de la productividad: Desempeño comercial

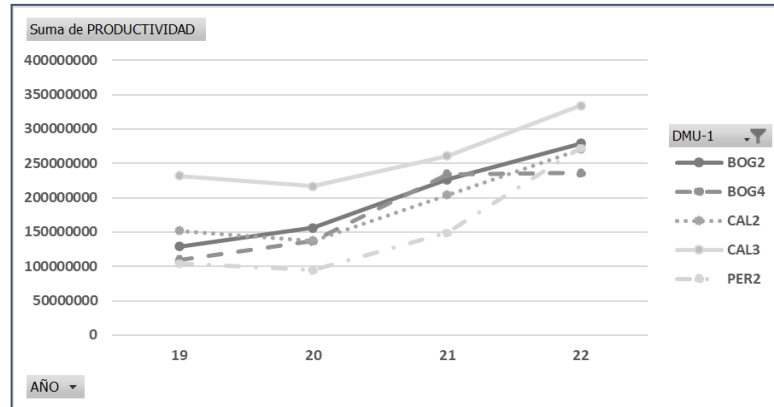
Este índice de productividad, se calcula de acuerdo con la siguiente relación:

Productividad DC= Ventas causadas por los asesores del DMU/Número total de asesores comerciales del DMU

En este contexto, se aplica la definición de desempeño como – resultado medible, que puede relacionarse con hallazgos cuantitativos o cualitativos, al igual que con la gestión de actividades, procesos, productos, servicios, sistemas u organizaciones (ISO , 2018).

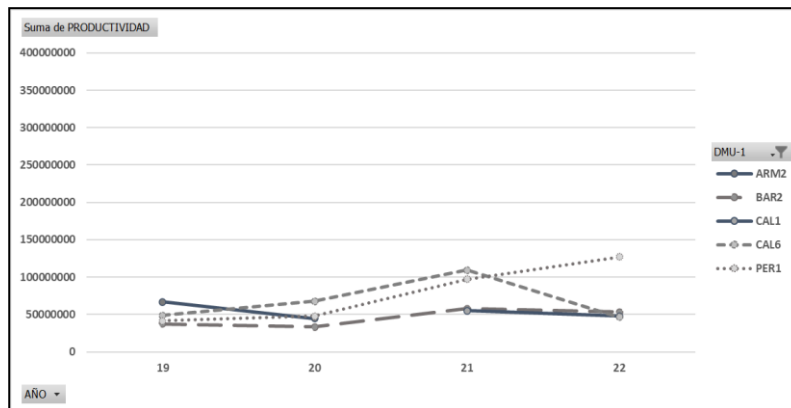
Una vez obtenidos los índices de productividad para cada uno de los DMU, se seleccionan para su análisis, los cinco valores más altos y los cinco más bajos. Las gráficas correspondientes a estos datos, pueden encontrarse en los gráficos 4 y 5, respectivamente. Este índice corresponde al volumen medio de ventas causado por cada asesor del DMU (en pesos colombianos), durante los años 2019 a 2022. En el Anexo 1, puede consultarse el nombre de las sedes, de acuerdo con los códigos utilizados.

Figura 3. Índice de productividad asociada al desempeño comercial (2019 a 2022): Cinco mayores valores



Fuente: Elaboración propia

Figura 4. Índice de productividad asociada al desempeño comercial (2019 a 2022): Cinco menores valores



Fuente: Elaboración propia

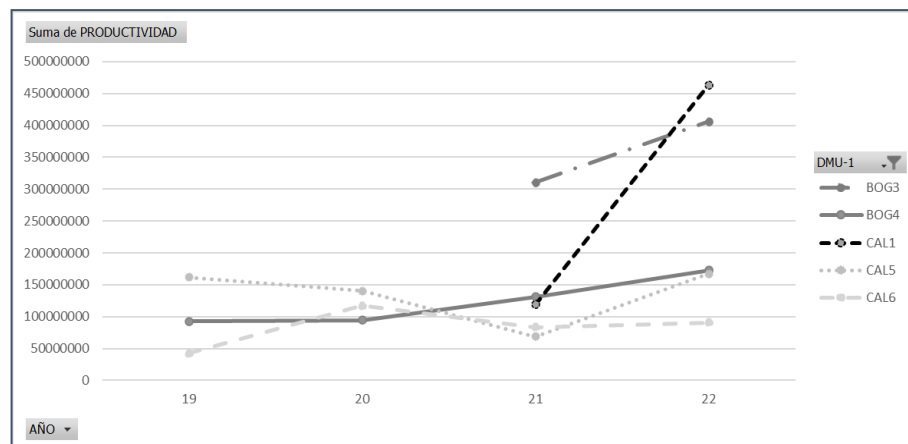
3.2 Cálculo de la productividad: Desempeño logístico

Este índice de productividad, se obtiene de acuerdo con esta expresión:

$$\text{Productividad DL} = \text{Valor de entregas y despachos del DMU} / \text{Número de operarios logísticos del DMU}$$

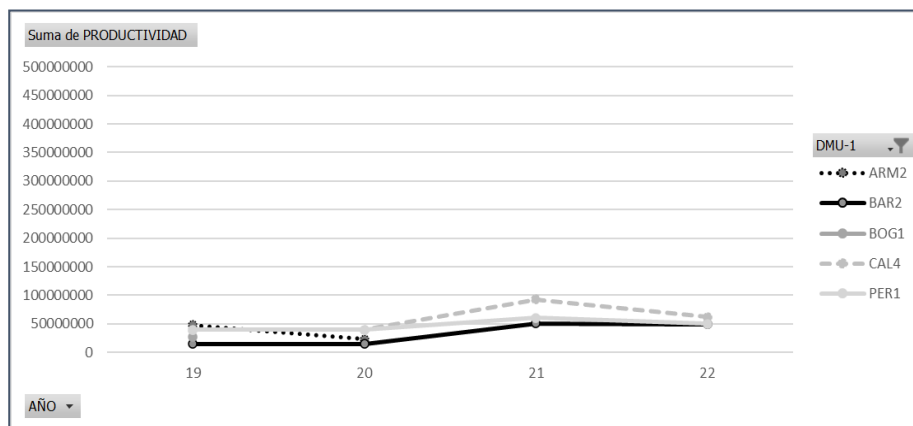
Entre los índices de productividad generados para cada DMU, se escogen para su análisis los cinco valores más mayores y los cinco menores. Las gráficas correspondientes a estos datos, pueden encontrarse en los gráficos 5 y 6.

Figura 5. Índice de productividad asociada al desempeño logístico (2019 a 2022): Cinco mayores valores



Fuente: Elaboración propia

Figura 6. Índice de productividad asociada al desempeño logístico (2019 a 2022): Cinco menores valores



Fuente: Elaboración propia

3.3 Procesamiento de variables I/O, para cálculo de la eficiencia en la operación comercial

- DMU: Puntos de venta (operación anual)
- VARIABLES INPUT: Número de asesores comerciales (por año)
- VARIABLES OUTPUT: Ventas (causadas por los asesores del DMU)
- TIPO DE MODELO: Envolvente
- ORIENTACIÓN: Output Oriented

La aplicación de un formato condicional a los resultados generados por el aplicativo para la eficiencia (gris: Superior al 95%, gris claro: entre 80% y 95% y gris oscuro: inferior al 80%), y su ordenamiento descendente, permite generar los 10 DMU con mayores niveles de eficiencia, como puede apreciarse en la Tabla 2.

Tabla 2. Ranking de DMU según eficiencia – Desempeño comercial

DMU	DMU-1	AÑO	Technical Efficiency Score(CRS)	Pure Technical Efficiency Score(VRS)	Scale Efficiency Score	RTS	PROMEDIO	RANKAS.T.1
CAL322	CAL3	22	100,00%	100,00%	100,00%	Constant	100,00%	1
BOG222	BOG2	22	83,52%	100,00%	83,52%	Decreasing	89,01%	2
PER222	PER2	22	81,52%	90,78%	89,80%	Decreasing	87,37%	3
CAL222	CAL2	22	81,03%	81,03%	100,00%	Constant	87,36%	4
CAL321	CAL3	21	78,12%	92,07%	84,85%	Decreasing	85,02%	5
BOG421	BOG4	21	70,24%	100,00%	70,24%	Decreasing	80,16%	6
BOG422	BOG4	22	70,80%	87,85%	80,60%	Decreasing	79,75%	7
CAL319	CAL3	19	69,46%	81,03%	85,72%	Decreasing	78,74%	8
BOG221	BOG2	21	67,83%	96,57%	70,24%	Decreasing	78,21%	9
CAL320	CAL3	20	65,00%	76,60%	84,85%	Decreasing	75,49%	10

Fuente: Elaboración propia

3.4 Procesamiento de variables I/O, para cálculo de la eficiencia en la operación logística

- a. DMU: Puntos de venta (operación anual)
- b. VARIABLES INPUT: Número de operarios logísticos (por año)
- c. VARIABLES OUTPUT: Ventas (Entregas directas y despachos)
- d. TIPO DE MODELO: Envolvente
- e. ORIENTACIÓN: Output Oriented

Los resultados arrojados por el software MAXDEA para la eficiencia, una vez ordenados descendientemente y bajo un formato condicional.

En el Anexo 3, aparece el paso a paso del procesamiento de los datos en este software.

En la Tabla 3, se presentan los 10 DMU con mayores eficiencias para la medición del desempeño logístico, de acuerdo con la medida de productividad definida. Los resultados arrojados por el software MAXDEA para la eficiencia, se ordenaron descendientemente y se les aplicó un formato condicional.

Tabla 3. Ranking de DMU según eficiencia – Desempeño logístico

DMU	Technical Efficiency Score(CRS)	Pure Technical Efficiency Score(VRS)	Scale Efficiency Score	RTS	PROMEDIO	RANK.LOG.
CAL122	100%	100%	100%	Constant	100%	1
BOG322	88%	100%	88%	Decreasing	91,71%	2
BOG321	67%	100%	67%	Decreasing	78,00%	3
CAL522	36%	38%	94%	Decreasing	56,15%	4
BOG422	37%	42%	88%	Decreasing	55,93%	5
CAL519	35%	39%	91%	Decreasing	54,73%	6
CAL520	30%	34%	89%	Decreasing	51,13%	7
CAL121	26%	100%	26%	Increasing	50,44%	8
CAL620	25%	28%	91%	Decreasing	48,04%	9
CAL322	24%	25%	93%	Decreasing	47,34%	10

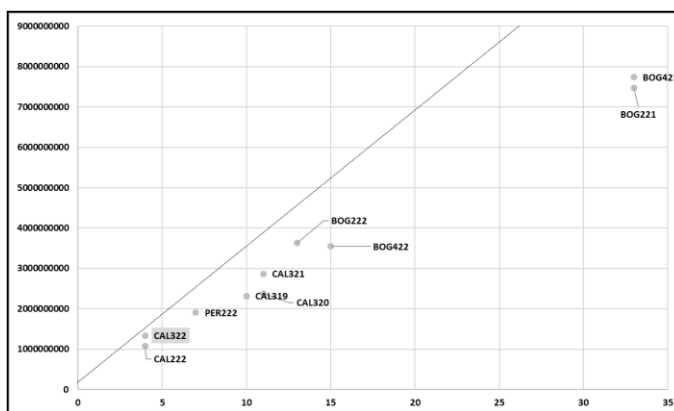
Fuente: Elaboración propia

3.5 Análisis de los resultados estadísticos generados por el aplicativo, análisis de eficiencia.

3.5.1 Análisis de los resultados de eficiencia: Desempeño comercial

En la Figura 7, se registra el volumen de ventas causadas en cada DMU (eje vertical), de acuerdo con el número de asesores totales (eje horizontal), seleccionando las diez primeras DMU, según el ranking de productividad. Dado que las DMU de la frontera de eficiencia, corresponden a la mayor pendiente entre las rectas trazadas desde el origen, puede apreciarse que la DMU CAL322 (Punto de venta Cali 3, en el año 2022) alcanza el score de eficiencia máxima, sin que se presente alguna otra DMU que logre esta valoración. Esto es consecuente con el Ranking de eficiencias obtenido a partir del MAXDEA (Tabla 2).

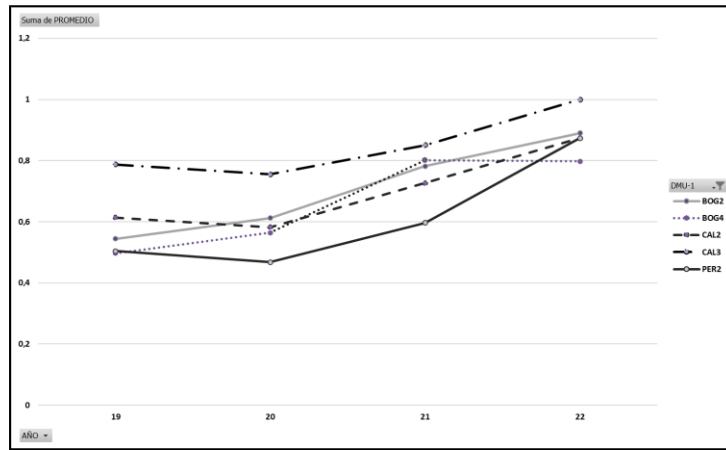
Figura 7. Diagrama de dispersión: Ventas causadas DMU vs. Número de asesores totales



Fuente: Elaboración propia

Este valor óptimo en la eficiencia asociada al desempeño comercial, puede observarse también en la Figura 8, en donde se encuentra que la DMU CAL3 -Punto de venta Cali 3, obtiene los mayores índices de eficiencia en los años 2019 a 2022. Sin embargo, es en el año 2022 cuando alcanza el máximo nivel de eficiencia (100%).

Figura 8. Índice de eficiencia asociada al desempeño comercial (2019 a 2022): Cinco mayores valores



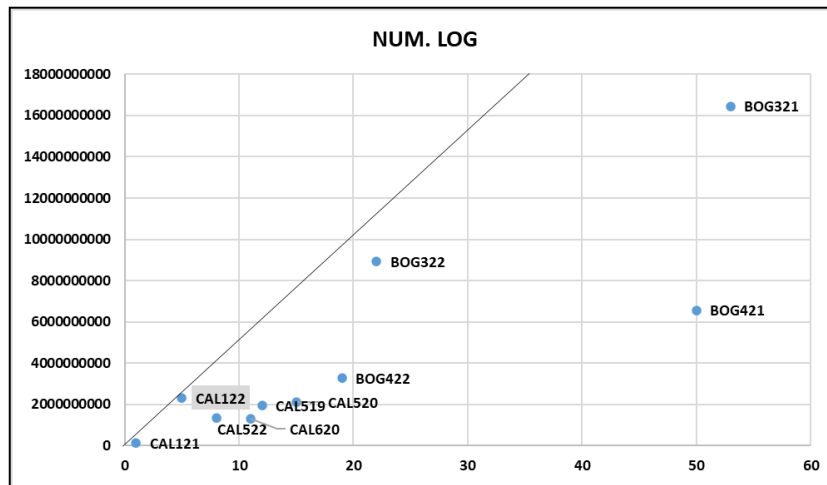
Fuente: Elaboración propia

3.5.2 Análisis de los resultados de eficiencia: Desempeño logístico

En la Figura 9, puede apreciarse el valor de los despachos y entregas efectuados por cada DMU (eje vertical), según el número de operarios logísticos (eje horizontal), para las diez primeras DMU, según el ranking de productividad. Teniendo en cuenta que las DMU pertenecientes a la frontera de eficiencia, corresponden a la mayor pendiente entre las rectas trazadas desde el origen, se encuentra que la DMU CAL122 (Punto de venta Cali 1, año 2022) alcanza el score de máxima eficiencia, siendo la única DMU que alcanza esta valoración. Este resultado concuerda con el Ranking de eficiencias obtenido a partir del MAXDEA (Tabla 3).

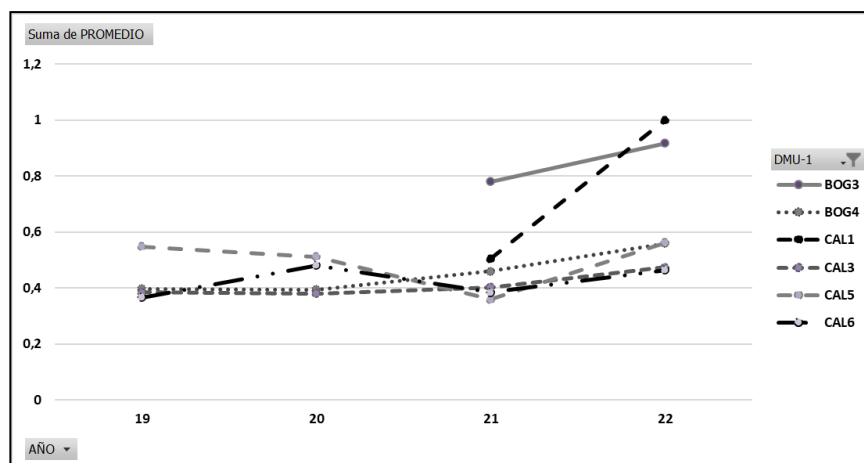
Esta eficiencia óptima asociada al desempeño comercial, puede corroborarse en la Figura 10, en donde la DMU CAL1 -Punto de venta Cali 1, en el año 2022 alcanza el máximo nivel de eficiencia (100%), el cual no es logrado por ninguna de las otras DMU. Se observa también que los máximos niveles de eficiencia se logran en los años 2021 y 2022 por parte de las DMU CAL1 y BOG3, las cuales inician operaciones en el 2021.

Figura 9. Diagrama de dispersión: Valor despachos y entregas por DMU vs. Número de operarios logísticos



Fuente: Elaboración propia

Figura 10. Índice de eficiencia asociada al desempeñoístico (2019 a 2022): Cinco mayores valores



Fuente: Elaboración propia

3.6 Ajustes en las variables Input / Output para el mejoramiento de la eficiencia operacional, a partir del análisis de los resultados obtenidos.

3.6.1 Aspectos estratégicos

El principio de implementación de las acciones de mejora, es la consideración de diferentes niveles de eficiencia operacional. Para los dos casos, se obtuvieron cuatro (4) niveles, en donde el Nivel I corresponde a la(s) DMU con máximas puntuaciones de eficiencia operacional, el Nivel IV, a los peores puntajes, y los Niveles II y III a puntuaciones intermedias (Figura 13 y figura 14). También se ha considerado la distribución geográfica de las DMU, para facilitar la implementación de las mejoras. La implementación de las mejoras se basa en el reconocimiento de las buenas prácticas operativas y administrativas desarrolladas por las DMU precedentes.

Se proponen como criterios orientadores para la identificación de buenas prácticas conducentes a la mejora en la eficiencia operacional, los siguientes:

- Está alineadas con los objetivos y estrategias de la empresa
- Su implementación tiene un impacto visible y comprobable en los indicadores del proceso
- Su documentación a través de registros, permite su verificación y reproducción sistemática.
- Los posibles riesgos que implica su desarrollo, están valorados y cuentan con un tratamiento
- Se ha considerado su posible impacto en la satisfacción del cliente
- Cuenta con el aval del líder del proceso, como buena práctica susceptible de replicación.

El hecho de que DMUs que obtienen muy buena puntuación en Desempeño logístico, presenten bajos puntajes en Desempeño comercial (Por ejemplo, la DMU CAL1, Nivel I en desempeño logístico y Nivel IV en desempeño comercial), sugiere una gestión poco equilibrada de los procesos al interior de las sedes. Por esto, para desarrollo exitoso del plan, se requiere el soporte permanente y participación de una cultura que involucre el direccionamiento estratégico, la gestión de procesos y la gestión del talento humano. En el cronograma de implementación (Figura 15), se ha detallado la participación en sus diferentes etapas de responsables de las actividades; Equipo directivo, Líderes de proceso, Líder de Talento Humano, Equipos de proceso, Líder de Calidad y Líder de Talento Humano.

El ajuste de personal se orienta al logro de una mayor eficiencia operacional, de acuerdo con los resultados de la aplicación del DEA. A este respecto, la organización, que en los últimos años observa una política de crecimiento de expansión geográfica mediante la apertura de nuevas sedes, debería considerar la vinculación de parte del personal que deja la empresa, para cubrir vacantes en las mismas.

De acuerdo con los resultados obtenidos al correr el aplicativo MAX DEA para la medición de la eficiencia (Tablas 2 y 3), para cada una de las DMU, se proponen las acciones a implementar en las variables Input / Output, según las posibilidades Increasing: (Incrementar el valor de las Variables Output), Decreasing (Reducir el valor de las Variables Input), Constant (Conservar los valores actuales de las variables Input / Output), en donde esta última es la opción que aplica para la DMU con desempeño óptimo.

El MAX DEA, es el software recomendado a la empresa para el procesamiento de la información de Inputs / Outputs y la generación de propuestas de ajustes a las variables consideradas, dada su versatilidad, acceso gratuito, acceso a los modelos DEA actualizados y sus combinaciones, además de su facilidad de uso.

3.6.2 Mejoramiento de Eficiencia Operacional: Desempeño comercial

La empresa debe identificar las buenas prácticas que permiten a la DMU CAL3 obtener el máximo de eficiencia en su desempeño comercial en el año 2022 (Puesto 1 en el Ranking – Tabla 2), y figurar en los 10 primeros puestos del Ranking en los años 2019, 2020 y 2021 (Puestos 8, 10 y 4, respectivamente). Un ejercicio similar debe adelantarse con las DMU BOG2 (Puestos 9 y 2 en el Ranking en 2021 y 2022) y BOG4 (Puestos 6 y 7 en el en el Ranking en 2021 y 2022).

La empresa debe reconocer los problemas que inciden en el desempeño comercial de las DMU con menores índices de eficiencia. En particular, realizar los análisis de causas por las cuales la DMU BAR2, tiene el peor índice de eficiencia en los años 2019, 2020 y 2021, y uno de los más bajos en 2022.

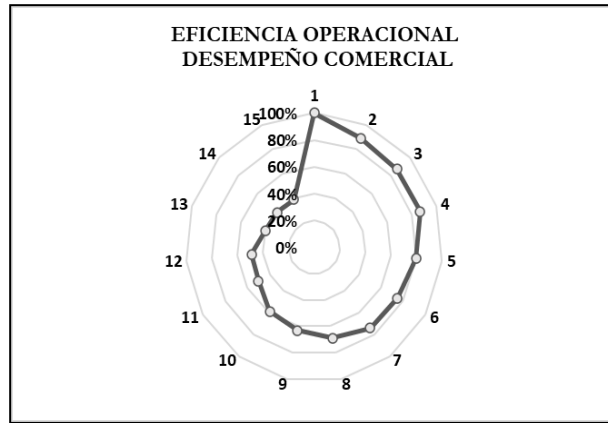
Según los resultados de eficiencia en el desempeño comercial obtenidos, los ajustes que debe realizar la empresa, reduciendo su INPUT Asesores comerciales, aparecen en la Tabla 4. En el Anexo 2, pueden observarse la reducción en el número de asesores de cada tipo, de acuerdo con la disponibilidad de este recurso en cada sede.

Tabla 4. Ajuste propuesto en INPUT Asesores comerciales

Orden	DMU	RTS	EFICIENCIA	NUM. ASESORES	NUM. ASESORES-DEA
1	CAL3	Constant	100%	4	4
2	BOG2	Decreasing	89%	13	12
3	PER2	Decreasing	87%	7	6
4	CAL2	Constant	87%	4	3
5	BOG4	Decreasing	80%	15	12
6	BOG3	Decreasing	75%	15	11
7	CAL5	Decreasing	74%	8	6
8	CAL4	Constant	69%	4	3
9	ARM1	Decreasing	63%	13	8
10	PER1	Constant	59%	4	2
11	BAR1	Decreasing	50%	18	9
12	MAN1	Decreasing	49%	10	5
13	BAR2	Decreasing	40%	10	4
14	CAL6	Decreasing	39%	8	3
15	CAL1	Decreasing	39%	9	4

Fuente: Elaboración propia

Figura 11. Gráfico de radar – Desempeño comercial

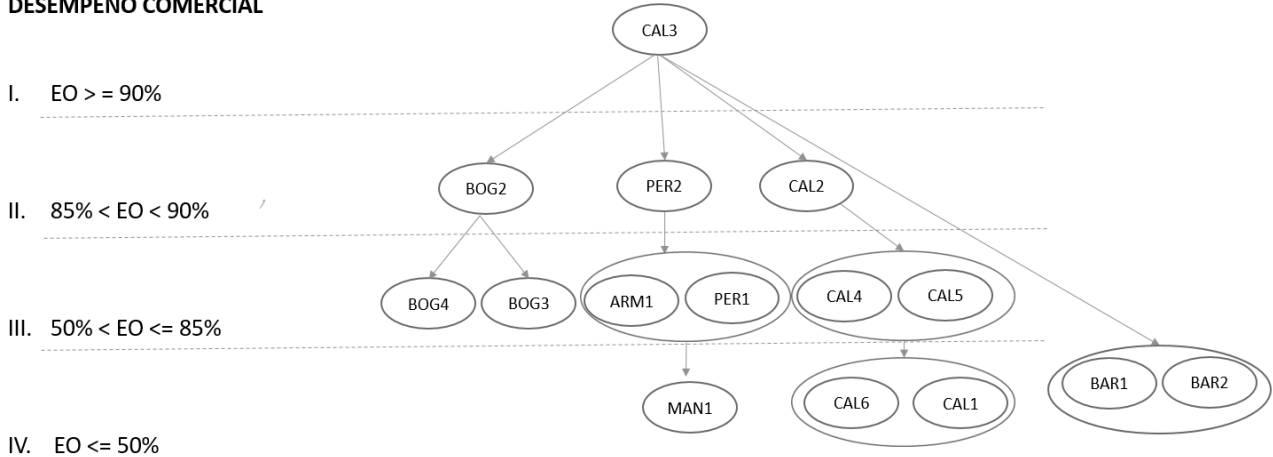


Fuente: Elaboración propia

Estos resultados ordenados por eficiencia operacional, descendientemente, se llevan a un gráfico de tipo radar (Figura 11), en donde, después de la DMU CAL1, pueden apreciarse las distancias que faltan a cada una de las restantes DMU (líneas y puntos en azul), para alcanzar el umbral de eficiencia del 100%.

Figura 12. Gráfico de implementación de Acciones de mejora según eficiencia – Desempeño comercial

NIVEL - EFICIENCIA OPERACIONAL POR DMU:
DESEMPEÑO COMERCIAL



Fuente: Elaboración propia

En la Figuras 12, puede apreciarse la distribución de las DMU objeto de estudio de acuerdo con los niveles de eficiencia operacional y su distribución geográfica, para el análisis de desempeño comercial. Esta información es la base para la implementación progresiva de las acciones de mejoramiento, de acuerdo con el reconocimiento de las lecciones aprendidas por cada nivel, de su predecesor.

3.6.3 Mejoramiento de Eficiencia Operacional: Desempeño logístico

La empresa debe reconocer las buenas prácticas que conducen a la DMU CAL1 a lograr el máximo de eficiencia en su desempeño logístico en el año 2022 (Puesto 1 en el Ranking – Tabla 3) y ocupar uno de los mejores lugares en el Ranking en el año 2021 (Puesto 8 en el Ranking – Tabla 3). De igual manera, para las DMU BOG3 (Puestos 2 y 3 del Ranking – Tabla 3 en 2022 y 2021) y CAL 5 (Puestos 4, 6 y 7 del Ranking – Tabla3 en 2022, 2019 y 2020)

La empresa debe identificar las causas y generar las medidas pertinentes al desempeño logístico con menores índices de eficiencia. Es el caso de las DMU BAR2, que presentó para el año 2020 el índice de eficiencia más bajo, y uno de los peores en 2019. De la misma manera, deben revisarse los casos de las DMU CAL4 y BOG2, con índices bajos de eficiencia en 2019 y 2020.

De acuerdo con los resultados de eficiencia en el desempeño logístico obtenidos, los ajustes que debe realizar la empresa, reduciendo su INPUT Asesores logísticos, aparecen en la Tabla 5. Para aplicar esta reducción, se tiene en cuenta que solo hay un tipo de operario logístico.

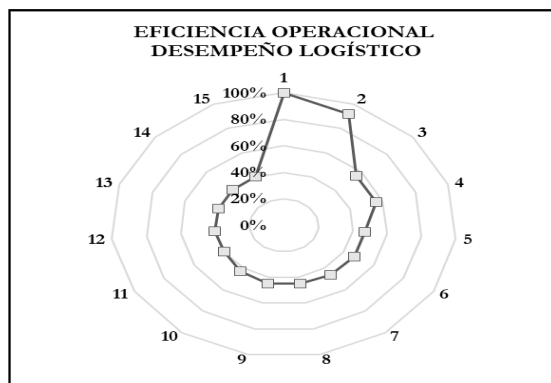
El gráfico de radar para los resultados correspondientes a la eficiencia asociada al desempeño logístico (Figura 13), indica que la DMU CAL1 también tiene la mayor puntuación en eficiencia operacional y las distancias que le falta a cada DMU de las restantes para lograr el umbral del 100%.

Tabla 5. Ajuste propuesto en INPUT Operarios logísticos

Orden	DMU	RTS	EFICIENCIA	NUM. OPERARIOS	NUM.OPER. - DEA
1	CAL1	Constant	100%	5	5
2	BOG3	Decreasing	92%	22	20
3	CAL5	Decreasing	56%	8	4
4	BOG4	Decreasing	56%	19	11
5	CAL3	Decreasing	47%	9	4
6	ARM1	Decreasing	47%	22	10
7	CAL6	Constant	46%	5	2
8	PER2	Decreasing	45%	11	5
9	CAL2	Decreasing	45%	11	5
10	BAR1	Decreasing	43%	27	11
11	BAR2	Constant	40%	5	2
12	CAL4	Decreasing	40%	9	4
13	MAN1	Decreasing	40%	16	6
14	PER1	Decreasing	40%	6	2
15	BOG2	Decreasing	40%	16	6

Fuente: Elaboración propia

Figura 13. Gráfico de radar – Desempeño logístico



Fuente: Elaboración propia

Figura 14. Gráfico de implementación de Acciones de mejora según eficiencia – Desempeño logístico

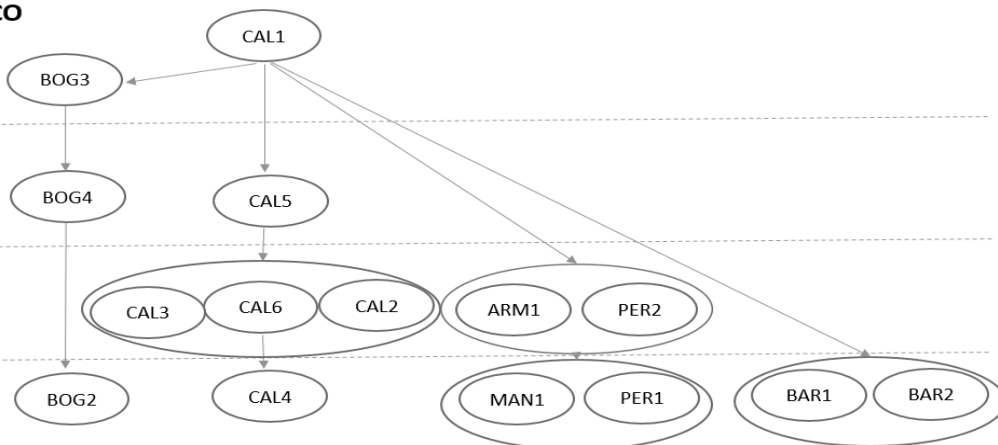
**NIVEL - EFICIENCIA OPERACIONAL POR DMU:
DESEMPEÑO LOGÍSTICO**

I. $EO \geq 90\%$

II. $50\% < EO < 90\%$

III. $40\% < EO \leq 50\%$

IV. $EO \leq 40\%$



Fuente: Elaboración propia

La implementación de las acciones de mejora para el desempeño logístico, se basan en el reconocimiento de las lecciones aprendidas en la implementación del nivel anterior, se apliquen las acciones de mejora propias del Nivel., según se muestra en la Figura 14; en donde aparecen los niveles de eficiencia operacional de las DMU, de acuerdo con su ubicación geográfica.

3.6.4 Cronograma de implementación de las acciones de ajuste

La implementación de las mejoras propuestas, parte de las siguientes consideraciones:

El punto de partida es el reconocimiento del compromiso del equipo directivo con el estudio, basado en la técnica DEA; sus resultados y la implementación de las acciones que de él se derivan.

Según el Cronograma (pasos 3 a 5), para la implementación se considera que progresivamente, y de acuerdo con el reconocimiento de las lecciones aprendidas en la implementación del nivel anterior, se apliquen las acciones de mejora propias del Nivel. La base de la implementación, es la consideración de diferentes niveles de eficiencia operacional. Tanto para el caso del desempeño comercial como para el desempeño logístico, se obtuvieron cuatro (4) niveles, en donde el Nivel I corresponde a la(s) DMU con máximas puntuaciones de eficiencia operacional, el Nivel IV, a los peores puntajes, y los Niveles II y III a puntuaciones intermedias. Además de los niveles de eficiencia operacional, se ha considerado la distribución geográfica de las DMU, buscando facilitar la implementación de las mejoras, mediante el reconocimiento de particularidades de operación regionales. La responsabilidad de estos pasos, corresponde a los Líderes de proceso y sus equipos.

Los pasos 6 y 7 hacen referencia a la identificación de las necesidades de capacitación propia del reconocimiento de las buenas prácticas, al igual que de los problemas detectados. Consideran la implementación de las acciones de capacitación y formación necesarias, y son responsabilidad del Líder de Talento Humano, con aprobación del Equipo directivo.

La determinación de la información documentada del proceso de implementación y de la recopilación y conservación de los documentos y registros que aseguren su trazabilidad, es responsabilidad del Líder de Calidad.

El seguimiento a la implementación y la generación de los ajustes al proceso (pasos 9 y 10) exigen la participación de Equipo directivo, Líderes de proceso, Líder de Talento Humano, Equipos de proceso, Líder de Calidad y Líder de Talento Humano.

Figura 15. Cronograma de implementación de las acciones de ajuste

CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN - PLAN DE MEJORA E.O.		TRIMESTRE 1	TRIMESTRE 2	TRIMESTRE 3	TRIMESTRE 4	TRIMESTRE 5	RESPONSABLES
1	ASEGURAR EL COMPROMISO DE LA DIRECCIÓN Y EL PERSONAL - SOCIALIZACIÓN DEL PROCESO DE MEDICIÓN E IMPLEMENTACIÓN DEA - SOCIALIZACIÓN DE RESULTADOS DE APLICACIÓN DEL DEA - SOCIALIZACIÓN DE CRITERIOS PARA IDENTIFICACIÓN DE BUENAS PRÁCTICAS E.O.						EQUIPO DIRECTIVO LÍDERES DE PROCESO LÍDER DE TALENTO HUMANO
2	IMPLEMENTACIÓN DE ACCIONES PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO EN LA IMPLEMENTACIÓN						EQUIPO DIRECTIVO LÍDERES DE PROCESO AUDITOR INTERNO
3	NIVEL II - RECONOCIMIENTO BUENAS PRÁCTICAS NIVEL I IMPLEMENTACIÓN DE MEJORAS Y AJUSTE DE PERSONAL NIVEL II						LÍDERES DE PROCESO EQUIPO DE PROCESO
4	RECONOCIMIENTO LECCIONES IMPLEMENTACIÓN NIVEL II / IMPLEMENTACIÓN DE MEJORAS Y AJUSTE DE PERSONAL NIVEL III						LÍDERES DE PROCESO EQUIPO DE PROCESO
5	RECONOCIMIENTO LECCIONES IMPLEMENTACIÓN NIVEL III / IMPLEMENTACIÓN DE MEJORAS Y AJUSTE DE PERSONAL NIVEL IV						LÍDERES DE PROCESO EQUIPO DE PROCESO
6	DETERMINACIÓN DE NECESIDADES DE CAPACITACIÓN Y FORMACIÓN (POR AJUSTE)						EQUIPO DIRECTIVO LÍDER DE TALENTO HUMANO
7	IMPLEMENTACIÓN DE ACCIONES DE CAPACITACIÓN Y FORMACIÓN (POR AJUSTE)						EQUIPO DIRECTIVO LÍDER DE TALENTO HUMANO
8	DOCUMENTACIÓN DEL PROCESO DE IMPLEMENTACIÓN						LÍDER DE CALIDAD
9	SEGUIMIENTO A LA IMPLEMENTACIÓN						LÍDERES DE PROCESO EQUIPO DE PROCESO AUDITOR INTERNO EQUIPO DIRECTIVO LÍDER DE CALIDAD
10	ANÁLISIS Y MEJORA						LÍDERES DE PROCESO EQUIPO DE PROCESO AUDITOR INTERNO EQUIPO DIRECTIVO LÍDER DE CALIDAD

Fuente: Elaboración propia

3.6.5 Administración del riesgo

La gestión del riesgo, es uno de los aspectos estratégicos reconocidos en la implementación de las acciones de ajuste (Paso 2 en el proceso de implementación). En la Figura 15, se incluye un instrumento que abarca desde la identificación hasta el tratamiento de los principales riesgos que puedan materializarse en su implementación.

Mediante esta Matriz, se determinan acciones de respuesta ante los principales riesgos que pueden afectar el proceso de implementación y sus responsables. Las puntuaciones obtenidas una vez considerados los controles existentes, corresponde a la valoración del riesgo. Estas observan los valores más altos para los riesgos relacionados con el personal de la empresa, en cuanto a afectación del clima laboral y el desequilibrio que podría presentarse en las cargas de trabajo, como resultado de los ajustes en la planta. El tratamiento implica el monitoreo permanente del proceso de implementación y la medición de cargas de trabajo para el personal involucrado. El riesgo de afectación de la satisfacción del cliente, también requiere una medición permanente de este indicador durante la implementación.

Figura 15. Matriz de riesgos para el proceso de implementación

RIESGO	CLASIFICACIÓN	EFECTOS POSIBLES	CONTROLES EXISTENTES	CALIFICACIÓN DEL RIESGO			VALORACIÓN DEL RIESGO			TRATAMIENTO / RESPONSABLE
				NIVEL DE IMPACTO	NIVEL DE PROBABILIDAD	CALIFICACIÓN	NIVEL DE IMPACTO	NIVEL DE PROBABILIDAD	CALIFICACIÓN	
Afectación del clima laboral de la empresa	ESTRATÉGICO	Deterioro del clima laboral de la empresa / presencia de situaciones de rivalidad entre compañeros	No se reconocen	4	3	12	4	3	12	Cumplimiento exhaustivo del Plan de implementación / Monitoreo del clima laboral en cada etapa del proceso de implementación EQUIPO DIRECTIVO / LÍDER DE TALENTO HUMANO
Pérdida de know how o conocimiento de procesos de la empresa	ESTRATÉGICO	Pérdida de conocimiento y experiencia (know how) por la eventual salida de personal muy calificado	Existe un instructivo para documentación de experiencias y buenas prácticas del personal. Se llevan registros actualizados.	4	2	8	3	2	6	Auditoría de seguimiento a la aplicación del instructivo y a la conservación de los registros / LÍDER DE CALIDAD
Selección inapropiada de variables I/O que soportan en estudio	ESTRATÉGICO	Toma de decisiones basada en resultados no 100% validos	Evaluación por el equipo directivo	5	1	5	3	1	3	Revisión exhaustiva de las variables I/O, asesoramiento por parte de un experto técnico / EQUIPO DIRECTIVO
Afectación de la satisfacción del cliente	IMAGEN	Percepción negativa de los cambios, eventual cambio de proveedor	No se reconocen	5	2	10	5	2	10	Mediciones de la satisfacción del cliente durante las etapas del proceso / LÍDER DE CALIDAD
Incumplimiento en las entregas	CUMPLIMIENTO	Percepción negativa de los cambios, eventual cambio de proveedor	Se lleva un registro para el control de cumplimiento en las entregas. Se ejecutan acciones de contingencia.	4	3	12	4	2	8	Identificación detallada de las interrelaciones entre procesos. Revisión y actualización del Plan de contingencia / LÍDER DE CALIDAD
Descoordinación de procesos / afectación de las interrelaciones entre procesos	OPERATIVO	Conflictos entre áreas / afectación del servicio	No se reconocen	3	2	6	3	2	6	Identificación detallada de las interrelaciones entre procesos. LÍDERES DE PROCESO / LÍDER DE CALIDAD
Desequilibrio en las cargas de trabajo del personal logístico y comercial	OPERATIVO	Insatisfacción del personal / sobrecargas operativas	No se reconocen	3	3	9	3	3	9	Mediciones por muestreo a las cargas de trabajo del personal logístico y comercial LÍDERES DE PROCESO / LÍDER DE CALIDAD

Fuente: Elaboración propia

4 CONCLUSIONES

1. La aplicación de la técnica DEA para evaluar el desempeño comercial y logístico de los puntos de venta de una empresa del sector retail en Colombia, facilita la generación de propuestas específicas de mejoramiento de su eficiencia operacional y su materialización en un Plan para el mejoramiento de la eficiencia operacional.
2. Las mejoras en el desempeño operacional generadas, se basan en las sugerencias de incremento o decremento de las variables Input / Output resultantes de procesos de optimización matemática, de acuerdo al uso de un software especializado (MAX DEA), para la evaluación del desempeño comercial y logístico.

3. Los parámetros considerados para el procesamiento de la eficiencia operacional, corresponden a la determinación de los puntos de venta como DMU y a la consideración de variables input/output para evaluar el desempeño comercial (Número de asesores comerciales Junior, Senior y Master /Ventas causadas) y, el desempeño logístico (Número de operarios logísticos / Valor de entregas directas y despachos).
4. Los resultados generados por el estudio al determinar las mediciones de eficiencia operacional, brindan al equipo directivo de la empresa elementos técnicos para aplicar políticas que sistemáticamente, lleven al mejoramiento del desempeño comercial y logístico de las DMU no eficientes.
5. La dirección de la empresa debe comprometerse con la implementación de las mejoras planeadas y con la generación de los ajustes pertinentes a la corrección de posibles desviaciones, asegurando el seguimiento y documentación permanente del proceso y la gestión de sus riesgos.
6. De acuerdo con los resultados obtenidos, se identifica la necesidad de realizar estudios complementarios sobre la eficiencia operacional en el sector retail que aborden otras variables Input / Output, información cualitativa y periodos de tiempo más extensos, así como el uso de herramientas de inteligencia artificial.

REFERENCIAS

- Alvarez Rodríguez, C., Martín Gamboa, M., & Iribarren, D. (2019). Sustainability-oriented management of retail stores through the combination of life cycle assessment and dynamic data envelopment analysis. (Elsevier, Ed.)
- Álvarez Rodríguez, C., Martín Gamboa, M., & Iribarren, D. (2020). Sensitivity of operational and environmental benchmarks of retail stores to decision-makers' preferences through Data Envelopment Analysis. (Elsevier, Ed.)
- Bernal, C. (2010). *Metodología de la investigación*. Bogotá D.C.: Pearson.
- Beroska, I., Arango Buelvas, L. J., & Torres Yarzagaray, O. J. (2016). METODOLOGÍA DE ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS (DEA), PROCESOS. *TLATEMOANI*.
- Camanho A.S., Portela M.C., & Vaz C.B. (2008). Análisis de eficiencia teniendo en cuenta factores internos y externos no discrecionales. Porto, Portugal.
- Cherchye, L., Rock, B., Dierynck, B., Kerstens, P. J., & Roodhooft, F. (2023). Un enfoque basado en DEA para el análisis del valor del cliente.
- Coll Serrano, V., & Blasco Blasco, O. (2006). *Universidad de Valencia*. Obtenido de https://www.uv.es/vcoll/libros/2006_evaluacion_eficiencia_DEA.pdf
- Consejo Privado de Competitividad. (2022). *Informe Nacional de Competitividad 2021-2022*. Bogotá.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2007). *Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software: Second edition*. Obtenido de <https://doi.org/10.1007/978-0-387-45283-8>
- Departamento Nacional de Planeación. (2020). *Encuesta Nacional Logística 2020*. Bogotá: Punto aparte .
- Donthu, N., Hershberger, E., & Osmonbekov, T. (2004). Benchmarking marketing productivity using data envelopment analysis.
- Galán Bedoya, G. (2014). *Aplicación del Análisis Envolvente de Datos y Proceso Analítico Jerárquico para el mejoramiento de la distribución de planta de la sede de ENVAPAC Ltda*. Bogotá: Pontificia Universidad Javeriana.
- Galán, G. (2014). *Aplicación de Análisis Envolvente de Datos y Proceso Analítico Jerárquico para el mejoramiento de la distribución de planta de la sede de ENVAPAC Ltda*. Bogotá: Universidad Javeriana.

- Huguenin, J. M. (2015). Adjusting for the environment in DEA: A comparison of alternative models based on empirical data. *Socio-Economic Planning Sciences*. 52, 41-54. doi:<https://doi.org/10.1016/j.seps.2015.10.004>
- Jaime, A. (2016). *Formulaciones en el Análisis Envolvente de Datos*. (U. d. Sevilla, Ed.) Sevilla, España.
- Lo Storto, C., & Evangelista, P. (2022). Infrastructure efficiency, logistics quality and environmental impact of land logistics systems in the EU: A DEA-based dynamic mapping. (Elsevier, Ed.) Italia.
- Loske, D., & Klumpp, M. (2021). Human-AI collaboration in route planning: An empirical efficiency-based analysis in retail logistics. (Elsevier, Ed.)
- Martínez Franco, C., & Guzmán Raja, I. (2013). Medida de la eficiencia en entidades no lucrativas: un estudio empírico para fundaciones asistenciales. *Spanish Accounting Review*.
- Muñiz, M. (16 de 12 de 2002). *EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH - ELSEVIER*. Recuperado el 3 de 2 de 2023, de <https://usc.elogim.com:2119/science/article/pii/S0377221701003447>
- Murat Duman, G., Tozanli, O., Kongar, E., & Gupta M., S. (2017). A holistic approach for performance evaluation using quantitative and qualitative data: A food industry case study. (Elsevier, Ed.)
- N., P., & K., K. (2020). *Assesment of Lean Manufacturing Using DEA on Value-Stream Maps*. Birla: Birla Institute of Technology.
- Nong, N.-M. T. (2022). *The Asian journal of shipping and logistics*. (V. University of Finance - Marketing, Editor) Recuperado el 2023, de www.elsevier.com/locate/ajsl
- Pastor, J. (2000). *Global efficiency measures in DEA*. Oviedo.
- Pérez Romero, C., Ortega Díaz, M., Ocaña Riola, R., & Martín Martín, J. J. (2019). Análisis multinivel de la eficiencia técnica de los hospitales del Sistema Nacional de Salud español por tipo de propiedad y gestión. *Gac Sanit*.
- Salkind, N. (1998). El papel y la importancia de la investigación. En N. Salkind, *Métodos de investigación*. México: Prentice Hall.
- Sánchez, M., Parra, G., & Udi, S. (2014). *Benchmarking de la sustentabilidad de las empresas: una propuesta basada en el Análisis Envolvente de Datos*. Bahía Blanca: Universidad Nacional del Sur.
- Soheilrad, S., Govindan, K., Kazimieras, E., Nilashi, M., & Zakuan, N. (2017). *Aplicación de modelos DEA en gestión de la cadena de suministro; una revisión sistemática y metanálisis*. Springer.
- Thomas, R., Cron, W., & Slocum, J. (1998). Un proceso para evaluar la eficiencia de las tiendas minoristas: Un enfoque DEA restringido.
- Villarreal, F., & Tohmé, F. (2017). Análisis envolvente de datos. Un caso de estudio para una universidad Argentina. *Estudios gerenciales*.

ANEXOS

ANEXO 1 - Tabla 6. Convenciones: Códigos DMU

CÓDIGO DMU	SEDE
ARM1	ARMENIA 1
ARM2	ARMENIA 2
BAR1	BARRANQUILLA 1
BAR2	BARRANQUILLA 2
BOG1	BOGOTÁ 1
BOG2	BOGOTÁ 2
BOG3	BOGOTÁ 3
BOG4	BOGOTÁ 4
CAL1	CALI 1
CAL2	CALI 2
CAL3	CALI 3
CAL4	CALI 4
CAL5	CALI 5
CAL6	CALI 6
MAN1	MANIZALES 1
PER1	PEREIRA 1
PER2	PEREIRA 2

ANEXO 2

REDUCCIÓN DEL NÚMERO DE ASESORES COMERCIALES POR TIPO

SEDE	ASESORES JUNIOR	ASESORES SENIOR	ASESORES MASTER
CAL3	0	0	0
BOG2		1	
PER2	1		
CAL2		1	
BOG4		1	2
BOG3	2	2	
CAL5	1		1
CAL4		1	
ARM1	5		
PER1	2		
BAR1	8	1	
MAN1	5		
BAR2	6		
CAL6	5		
CAL1	5		

ANEXO 3. PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN EN EL SOFTWARE MAX DEA

1. Disposición de la información para su ingreso al Software MAX DEA:

Ilustración del arreglo DMU / VENTAS MENSUALES (BODEGA) / Número de Operarios logísticos: DMU / OUTPUT / INPUT

CODX	VEN_MES (BODEGA)	op logistico
ARM10621	244090428	3
ARM10721	318931756	3
ARM10821	470526179	4
ARM10921	359669126	4
ARM11021	439583317	4
ARM11121	600737259	4
ARM11221	518127961	4
ARM10122	472814345	4
ARM10222	579904453	4
ARM10322	419865227	4
ARM10422	379335397	4
ARM10522	437129903	4
MAN10621	205164074	3
MAN10721	184331578	3
MAN10821	198598114	3

2. Ingreso de DMU, Inputs y Outputs

Field No	Field Name	Field Type	Description (write a note if you want)
1	CODX	DMU Name	
2	VEN_MES (BODEGA)	Output	
3	op logistico	Input	

3. Definición del tipo de distancia (Radial)

Envelopment Model

Distance Orientation RTS Frontier Advanced Models Panel Data Models Bootstrap Results Options

1) Radial (CCR 1978; BCC 1984)

2) Maximum Distance to Strong Efficient Frontier (ERM: Pastor, et al 1999; SBM: Tone 2001)

3) Minimum Distance to Weak Efficient Frontier (Charnes, et al 1996)

4) Minimum Distance to Strong Efficient Frontier (Aparicio, et al 2007)

5) Directional Distance Function (Chambers, et al 1996; Chung, et al 1997) Define

6) Weighted Additive Define

7) Hybrid Distance(Radial and SBM Fields) Define

8) Hybrid Distance(Radial and SBM Measure): (EBM, Epsilon-based Measure, Tone and Tsutsui 2010) Define

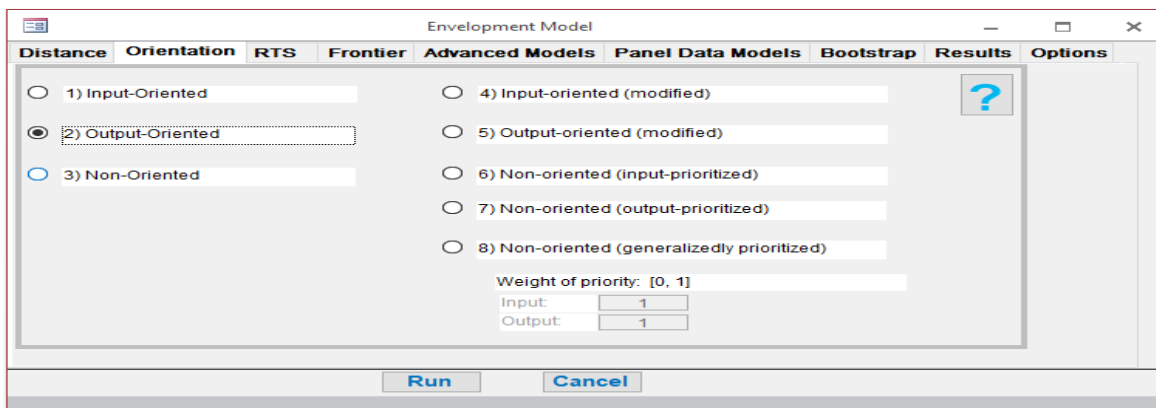
9) Cost/Revenue/Profit efficiency

a) Cost (Type I) b) Revenue (Type I) c) Profit (Type I) d) Revenue/Cost (Type I)

e) Cost (Type II) f) Revenue (Type II) g) Profit (Type II) h) Revenue/Cost (Type II) Define

Run Cancel

4. Definición del tipo de orientación (Orientación al Output)



5. Resultados generados por el Software MAX DEA – Ilustración

Generación de los resultados de eficiencia y de la acción de ajuste recomendada (Reducción del Input).

DMU	Technical Efficiency	Pure Technical Efficiency Score (WRS)	Scale Efficiency Score	RTS
ARM10122	0,678705	0,787057	0,862333	Decreasing
ARM10222	0,832428	0,965321	0,862333	Decreasing
ARM10322	0,602699	0,698917	0,862333	Decreasing
ARM10422	0,544520	0,631450	0,862333	Decreasing
ARM10522	0,627481	0,727656	0,862333	Decreasing
ARM10621	0,467175	0,532315	0,877629	Decreasing
ARM10721	0,610417	0,695530	0,877629	Decreasing
ARM10821	0,675420	0,783248	0,862333	Decreasing
ARM10921	0,516290	0,598713	0,862333	Decreasing
ARM11021	0,631003	0,731740	0,862333	Decreasing
ARM11121	0,862333	1,000000	0,862333	Decreasing

6. Gráfico de dispersion

Scatter Plot generado desde el Software MAX DEA (Número de asesores comerciales vs. Ventas)

