ISSN: 1692-7257 - Volumen 2 – Número 46 - 2025

RCTA
Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada
UNIPAMPLONA

Digital Object Identifier: 10.24054/rcta.v2i46.4073

Modelo de optimización de la red de transporte primario en el sector de alimentos en Colombia

Optimization model of the primary transport network in the food sector in Colombia

PhD. Hugo Fernando Castro Silva[1], Msc. Marling Carolina Cordero Diaz[2]
Ing. Diego José Merchán Fernández[3]

[1-3] ***Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia,*** *Facultad Seccional Sogamoso, Programa de ingeniería industrial. Grupo de Investigación GITYD, Sogamoso, Boyacá, Colombia.*
[2] ***Universidad Francisco de Paula Santander,*** *Magister en Educación Matemática, Cúcuta, Colombia.*

Correspondencia: *hugofernando.castro@uptc.edu.co*

Recibido: *09 enero 2025.* ***Aceptado:*** *05 junio 2025.* ***Publicado:*** *01 julio 2025.*

Cómo citar: *H. F. Castro Silva, M. C. Cordero Díaz, y D. J. Merchán Fernández, «Modelo de optimización de la red de transporte primario en el sector de alimentos en Colombia», RCTA, vol. 2, n.° 46, pp. 49–57, jul. 2025. Recuperado de https://ojs.unipamplona.edu.co/index.php/rcta/article/view/4073*

Esta obra está bajo una licencia internacional
Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0.

Resumen: La gestión logística es fundamental para que las organizaciones generen ventajas competitivas, especialmente en Colombia, donde las condiciones geográficas y la infraestructura vial deficiente elevan los costos de transporte terrestre. Este estudio propone un modelo de programación no lineal entera mixta para optimizar los costos de transporte terrestre en una empresa alimenticia, considerando restricciones como demanda por almacén regional, capacidad de vehículos, retorno de bandejas y uso de transporte tercerizado. Los resultados del modelo evidencian que una asignación óptima de vehículos no solo reduce costos, sino que también genera beneficios ambientales al disminuir el número de viajes necesarios y priorizar vehículos con menor huella de carbono. Además, el modelo asegura la satisfacción de la demanda en términos de oportunidad, cantidad y conservación de los productos, contribuyendo a la competitividad de las empresas y a la reducción del impacto ambiental de sus operaciones de transporte.

Palabras clave: Logística terrestre, transporte primario, programación lineal entera mixta, modelo de optimización.

Abstract: Logistics management is essential for organizations to generate competitive advantages, especially in Colombia, where geographic conditions and poor road infrastructure increase ground transportation costs. This study proposes a mixed-integer nonlinear programming model to optimize ground transportation costs in a food company, considering constraints such as regional warehouse demand, vehicle capacity, tray return, and use of outsourced transportation. The model's results show that optimal vehicle allocation not only reduces costs but also generates environmental benefits by reducing the number of necessary trips and prioritizing vehicles with a lower carbon footprint. Furthermore, the model ensures demand is met in terms of timeliness, quantity, and product conservation, contributing to the companies' competitiveness and reducing the

environmental impact of their transportation operations.

Keywords: Overland logistics, primary transportation, mixed integer linear programming, optimization model.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

El comercio de mercancías entre países o entre regiones de un mismo país se ha convertido en un elemento fundamental en la economía, por esta razón, la buena gestión de la logística de transporte terrestre de carga es fundamental para la generación de ventajas competitivas que soporten el éxito comercial tanto en países como en empresas [1], [2]. Es así como, para las empresas que operan en el sector de productos alimenticios perecederos en Colombia, es una preocupación permanente el optimizar los costos de transporte, considerando que la complicada infraestructura logística del país y los altos costos logísticos impactan negativamente en su rentabilidad y competitividad [3].

La implementación de estrategias que minimicen los costos de transporte en el sector de alimentos de Colombia es fundamental teniendo en cuenta que la importancia de estas empresas a la economía de Colombia es significativa considerando su alta contribución al PIB y al empleo del país y que el costo del transporte representa en promedio un 35% del precio de los productos alimenticios [4], [5]. La investigación de operaciones ha generado modelos de optimización aplicables a la minimización de los costos de transporte basados en la programación lineal [6], [7].

Investigaciones recientes han tenido como foco el evaluar la utilización de diversos modelos matemáticos derivados de la investigación de operaciones para optimizar indicadores de eficiencia y los costos en la logística de transporte de productos alimenticios [8]. Por ejemplo, en función de los procedimientos necesarios para la implementación del modelo, el método de aproximación de Vogel resultó recomendado para optimizar el transporte terrestre de carga en el sector de alimentos [8].

Modelos de optimización en el transporte de carga se han utilizado para mejorar el indicador de utilización volumétrica de los vehículos en el sector de alimentos, en un caso de estudio en Brasil, la implementación de un modelo de este tipo permitió mejorar tanto el índice de ocupación de los vehículos como la secuencia de entrega de los productos, con lo cual se logró reducir el número de vehículos utilizados en la operación logística e incrementar significativamente las utilidades de la compañía en comparación con las obtenidas con decisiones empíricas [9].

También se han implementado modelos de optimización surgidos de la investigación de operaciones como los de asignación clásica o problema de flujo en redes multiproducto para generar políticas optimas de envío de productos. En un caso de estudio en una empresa colombiana de productos alimenticios se implementó este tipo de modelo para optimizar los costos logísticos y de transporte sujeto a restricciones de satisfacción de la demanda, de capacidad tanto de los vehículos de trasporte como de los centros de despacho, y de tipos de empaque [10]. El uso de estos modelos matemáticos puede ayudar a las empresas a analizar y optimizar sus procesos de logística en el trasporte primario de mercancías.

El modelo de programación entera mixta ha sido implementado exitosamente para optimizar la logística de abastecimiento entre almacenes de recepción de productos importados y un centro de procesamiento, este modelo también pudo ser utilizado para la programación diaria de vehículos para satisfacer las restricciones de la flota y mejorar los indicadores de rendimiento logístico como son el costo de la operación, el número de vehículos y la satisfacción de los clientes [11].

El modelo clásico surgido de la investigación de operaciones para la solución del problema de transporte comprobó una asignación eficiente de rutas y la selección optima de vehículos de transporte para minimizar el número de vehículos y los costos asociados [12]. Este modelo se basa en la satisfacción de la demanda de unos centros de distribución basados en restricciones de capacidad de unos centros de origen con el objetivo de minimizar los costos logísticos de la operación de transporte. La utilización de modelos de programación lineal entera puede mejorar la eficiencia logística en sus indicadores básicos tales como costos, capacidad, calidad y tiempo de entrega.

Modelos de programación lineal entera mixta han probado ser efectivos para la reducción de costos y disminuir el impacto de la red logística mediante la implementación de políticas optimas relacionadas con el enrutamiento, la asignación de vehículos para el abastecimiento y la ubicación de cafeterías circulares en Canadá [13]. El uso de este tipo de modelos no solamente conlleva beneficios económicos relacionados con la disminución de costos y el aumento de las utilidades, sino que además aporta a la consolidación de modelos de negocios sostenibles mediante la disminución de la huella de carbono en las operaciones de transporte [14].

Un modelo de programación entera mixta fue implementado con el fin de reducir los costos logísticos en una compleja red de trasporte terrestre de fertilizante que abarca desde los puertos de importación, hasta las plantas de mezcal y los centros de distribución [15]. Los resultados de la implementación de este modelo evidenciaron una reducción de los costos de transporte en toda la red logística y también logro reducir las emisiones de efecto invernadero (específicamente de dióxido de carbono) en un 23.9% en comparación con las emisiones del método anterior. Modelos de optimización basados en programación lineal también han probado ser eficientes para reducir el impacto ambiental generado por las emisiones de dióxido de carbono en el trasporte marítimo [16].

Teniendo en cuenta estos antecedentes, este trabajo responde a la pregunta de investigación ¿Cómo asignar los vehículos de transporte de alimentos perecederos desde el centro central de distribución a almacenes ubicados en ciudades importantes colombianas de donde se distribuyen los productos para el cliente al por menor? Para lo cual se tomó como caso de estudio una multinacional que opera desde hace más de veinte años en Colombia.

1.2 Contexto

La red logística de distribución primaria se caracteriza por un sistema de distribución *hub-and-spoke*, donde el centro de distribución actúa como nodo central que coordina los flujos de producto hacia once centros de venta destino. La operación logística de esta empresa emplea un sistema estandarizado de unidades de carga denominado "Dolly", que consiste en una torre de canastillas apilables donde se almacena y transporta el producto. Los Dolly son elementos cruciales en la logística de esta empresa actuando como interfaz entre el almacenamiento estático y el transporte dinámico.

La red de transporte primario se gestiona mediante alianzas con siete empresas transportadoras que proporcionan una flota heterogénea compuesta por aproximadamente 50 vehículos de diferentes capacidades, incluyendo unidades tipo turbo, sencillo, minimula y autotren. La operación de trasporte primario de esta empresa moviliza en promedio 25 vehículos diarios hacia nueve ciudades destino (ver tabla 1), manejando restricciones operativas como disponibilidad de combustible, tipos de retorno y capacidades de carga medidas en dollys.

La capacidad de los vehículos se mide en número de dollys base, con la posibilidad de remontar entre 2 a 5 dollys adicionales en los vehículos de mayor capacidad, aunque esta práctica está limitada por restricciones de peso y consideraciones de preservación del producto (ver tabla 2). La complejidad de esta red logística requiere un análisis detallado para optimizar la asignación de recursos y mejorar la eficiencia operacional.

Las tarifas del transporte de carga en Colombia están reguladas por el Sistema de Información de Costos Eficientes para el Transporte Automotor de Carga (SICE-TAC), el cual proporciona una estructura estandarizada de costos por ruta y tipología vehicular [17]. Cada empresa de transporte aplica un porcentaje de intermediación sobre esta tarifa estandarizada y de esta forma se calcula el costo de transporte desde el centro central de distribución a cada destino según el tipo de vehículo a contratar para la operación diaria. Este esquema de costeo permite establecer parámetros comparativos objetivos para la optimización de la asignación de vehículos y la evaluación del impacto económico de las decisiones operativas en la red de transporte.

La descripción del flujo de producto en los nodos de la red de transporte es fundamental para comprender cómo se gestionan los movimientos de mercancías entre los centros de distribución y los centros de venta. En este contexto, se debe considerar la demanda promedio diaria de productos en términos de dollys, que representan las unidades de carga utilizadas para el transporte de productos. La demanda diaria de dollys en cada uno de los 9 centros de venta es variable y depende de factores como la ubicación geográfica, la capacidad de almacenamiento de cada centro y las necesidades específicas de los clientes en cada región.

Adicionalmente, es importante tener en cuenta las distintas modalidades de transporte de los productos: algunos viajes se realizan sin retorno, otros con

retorno de producto y otros con retorno de bandejas vacías, lo que introduce un componente de logística inversa. La logística inversa implica la recuperación de bandejas vacías que deben ser transportadas de vuelta a los centros de distribución para su reutilización, lo cual agrega complejidad al proceso de asignación de vehículos y a la planificación de las rutas.

Este flujo de productos, que incluye tanto el transporte de mercancías hacia los centros de venta como el retorno de productos y bandejas vacías, debe ser gestionado de manera eficiente para optimizar el uso de la flota disponible, minimizar los tiempos de transporte y reducir los costos operativos. La comprensión detallada de la demanda diaria por centro de venta, junto con las particularidades de cada tipo de viaje (sin retorno, con retorno de producto o con retorno de bandejas vacías), permite una asignación más adecuada de vehículos y un mejor planeamiento de las rutas, contribuyendo a la eficiencia general de la red de transporte.

Esta investigación propuesta busca desarrollar un *framework* integrado de optimización que aborde simultáneamente la asignación de vehículos tercerizados, la gestión de la flota y la optimización de costos en un entorno de múltiples proveedores. Este enfoque no solo tiene el potencial de mejorar significativamente las operaciones de la empresa caso de estudio, sino que también podría proporcionar aportes valiosos y un modelo de optimización aplicable a otras empresas del sector y a la industria logística en general que operan con modelos de transporte similares.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

El problema que se estudia en esta investigación trata de asignar vehículos de trasporte de productos alimenticios perecederos desde un centro de distribución ubicado la región central de Colombia, a almacenes generales ubicados en grandes ciudades de donde se distribuirán a almacenes de atención al cliente, para minimizar el costo del transporte y por tanto contribuir a la generación de valor a los accionistas de esta multinacional.

Para el diseño del modelo de optimización de los costos de transporte y de las emisiones de CO2 en esta multinacional, se utilizó lo propuesto por [18], que consiste en tres etapas: 1) preparación de los datos; 2) formulación del modelo matemático y; 3) validación de los resultados. Para la primera fase de la metodología se recopilaron datos con el fin de caracterizar y diagnosticar la red de trasporte primario de la compañía, caracterizar los recursos del proceso, analizar la red de distribución, revisar el proceso de asignación actual y realizar el análisis de datos históricos y comprobar la validez de los supuestos de un modelo de Programación Lineal Entera Mixta.

En general se analizaron con varios conjuntos de datos: 1) los destinos de la distribución que son en total 9; 2) empresas proveedoras de transporte que en total son 8; 3) tipos de vehículos disponibles para el transporte por empresa; 4) costo del trasporte de cada empresa por destino y tipo de vehículo; 5) emisiones de CO2 por cada tipo de vehículo; 6) demanda de cada tipo de producto en cada ciudad de destino; 7) capacidad de los vehículos por tipo y; 8) tipo de combustible por cada tipo de vehículo..

Para la segunda fase de la metodología, el desarrollo del modelo matemático de optimización para la gestión de la red de transporte primario de esta multinacional del sector de alimentos consideró como nodo de origen el centro de distribución nacional ubicado en el centro del país y como nodos de destino 9 almacenes ubicados en ciudades principales de Colombia. El objetivo fundamental del modelo es minimizar los costos totales de operación, mientras se garantiza el cumplimiento de la demanda, se respetan las restricciones de capacidad vehicular y se consideran las particularidades de cada transportadora.

Este modelo responde a la necesidad imperante de sistematizar y optimizar el proceso de asignación de vehículos tercerizados a las diferentes rutas, considerando las múltiples restricciones operativas, logísticas y comerciales que caracterizan la operación. La formulación matemática propuesta se fundamenta en los principios de la programación lineal entera mixta, incorporando variables de decisión para la asignación de cada vehículo a una ruta específica, así como variables continuas para representar la ocupación, la huella de carbono y la utilización por transportadora.

Esta aproximación analítica pretende no solo reducir significativamente el costo total del transporte gracias a la asignación optima de vehículos, sino también mejorar la utilización de recursos, mitigar los incumplimientos en tiempos de entrega y contribuir a la reducción de la huella de carbono, elementos que actualmente representan desafíos operativos significativos para cualquier organización del sector. En seguida se explican los componentes del modelo matemático.

El índice i corresponde a los destinos, como se resume en la tabla 1.

$$i = \{CO, CA, PE, BM, MS, MN, VI, IB, CU\}$$

Tabla 1: *Índice i asociado a los destinos*

Índice i	Destino
CO	Costa
CA	Cali
PE	Pereira
BM	Bucaramanga
MS	Medellín – almacén 1
MN	Medellín – almacén 2
VI	Villavicencio
IB	Ibagué
CU	Cúcuta

Fuente: *elaboración propia*

El índice j corresponde a los proveedores de transporte, el nombre de cada empresa se ha reducido a un identificador tipo letra.

$$j = \{H, T, F, B, L, A, C, FP\}$$

El índice k corresponde a tipos de vehículos y sus capacidades que se presentan en la tabla 2:

$$k = \{TB, SC, EX1, EX2, AT1, AT2, TM1D, TM1G, TM2, TM3, TM4D, TM4G\}$$

Tabla 2: *Índice j asociado a tipos de vehículo y sus capacidades.*

Índice k	Tipo de vehículo.	Índice k	Tipo de vehículo.
TB	Turbo capacidad 16 dollys.	TM1D	Tractomula Diesel capacidad 40 dollys.
SC	Sencillo capacidad 22 dollys.	TM1G	Tractomula Gas capacidad 40 dollys.
EX1	Sencillo extra capacidad 25 dollys.	TM2	Tractomula Diesel capacidad 42 dollys.
EX2	Sencillo extra capacidad 30 dollys.	TM3	Tractomula Diesel capacidad 46 dollys.
AT1	Auto tren capacidad 54 dollys.	TM4D	Tractomula Diesel capacidad 50 dollys.
AT2	Auto tren capacidad 60 dollys.	TM4G	Tractomula Gas capacidad 50 dollys.

Fuente: *elaboración propia*

El índice *t* corresponde al día de la semana en que se programa el transporte, el indicador corresponde a las iniciales de cada día de la semana según sus dos iniciales:

$$t = (LU, MA, MI, JU, VIE, SA)$$

Las variables de decisión de decisión del modelo son las siguientes:

$X(i,j,k,t)$: vehículo asignado al destino i, del proveedor j, del tipo k.

$ASR(i,j,k,t)$: Asignación de vehículos sin retorno
$DR(i,t)$: Dollys a remontar para el destino i en el periodo t.
$UTI(j,t)$: Utilización de la empresa j en el periodo t
$CT(t)$: Costo de transporte en el periodo t
$CTOT$: Costo total del transporte.
$OCU(t)$: Ocupación de los vehículos en el periodo t
$DS(i,t)$: Ocupación por destino i en el periodo t

Los parámetros definidos para el modelo son:

$DEM(i,t)$: Demanda diaria del destino i
$TA(j)$: Tarifa de intermediación del proveedor j
$CPR(k)$: Capacidad de remonte del vehículo del tipo k
$CTR(i,k)$: Costo de transporte del destino i, con el vehículo tipo k
$CAP(j,k)$: Capacidad de los vehículos de la transportadora j, del tipo k
$DIS(j,k,t)$: Disponibilidad diaria de vehículos de la transportadora j, del tipo k
$BHD(t)$: Entregas especiales a Bucaramanga
$NSR(t)$: Vehículo sin retorno para Cali en el periodo t
$CO2(i,k)$: Huella de carbono para el destino i con el vehículo tipo k.

Las restricciones del modelo están relacionadas con los siguientes aspectos:

La restricción de demanda que se presenta en (1) asegura que se cumpla con la cantidad de Dollys que se deben transportar, teniendo en cuenta que algunos vehículos se pueden remontar.

$$\left(\sum_{jk} X(ijkt) * CAP(jk)\right) + DR(it) \geq DEM(it) \quad \forall it \quad (1)$$

La restricción de capacidad de flota asegura que no se asignen vehículos que no estén disponibles, ver (2)

$$\sum_i X(ijkt) \leq DIS(jk) \qquad \forall jkt \quad (2)$$

La restricción de asignación de vehículos sin retorno (3), asegura un máximo de 2 vehículos sin retorno que corresponden a Medellín, y a Cali solo cuan sea necesario.

$$\sum_{ijk} \big(ASR(ijkt)\big) = 1 + NSR(t) \quad \forall t \quad (3)$$

La restricción de capacidad de remonte de Dolly (4), asegura que no se exceda la capacidad de remonte de los vehículos asignados para cada destino.

$$\sum_{jk} X(ijkt) * CPRk \geq DR(i,t) \quad \forall it (4)$$

La restricción de máximos Dolly a remontar (5), asegura un máximo de 24 Dollys a remontar por día, de acuerdo con los estándares de la empresa.

$$\sum_{i} DR(it) \leq 24 \quad \forall t \quad (5)$$

La restricción de máximos Dolly a remontar por ciudad (6), asegura un máximo de 6 Dollys (un vehículo) a remontar por destino, de acuerdo con restricciones de personal de la empresa, excluyendo a Medellín (i=5).

$$DR(it) \leq 6 \qquad \forall i \neq 5 \ , \forall t \qquad (6)$$

La restricción de máximos Dolly a remontar para Medellín (7), asegura un máximo de 12 Dollys (dos vehículos) a remontar para Medellín, teniendo en cuenta que la demanda consolidada de sus centros de ventas.

$$DR("MN", t) \leq 12 \qquad \forall t \qquad (7)$$

La restricción de asignación de transportadoras sin retorno para Medellín (8), asegura que se asigne mínimo un vehículo de las empresas que prestan servicio sin retorno para Medellín, ya que en la empresa se requiere que un vehículo por día abastezca de Dollys a la planta de producción de este centro.

$$X(\text{MN,B,TM4D}, t) + X(\text{MN,L,TM4D}, t) \geq 1 \ \forall t \ (8)$$

La restricción de asignación de vehículo sin retorno para Medellín (9), Esta restricción asegura que se asigne un vehículo sin retorno para este centro.

$$ASR(\text{MN,B,TM4D}, t) + ASR("MN","L","TM4D", t) = 1 \ \forall t \ (9)$$

La restricción de asignación de transportadoras sin retorno para Cali (10), asegura que se asigne mínimo un vehículo de las empresas que prestan servicio sin retorno para Cali.

$$X(\text{CA,C,AT1}, t) + X(\text{CA,C,AT2}, t) + X(\text{CA,T,TM4D}, t) + X(\text{CA,B,TM4D}, t) \geq 1 \quad \forall t \ (10)$$

La restricción de asignación de vehículo sin retorno para Cali (11), asegura que se asigne un vehículo sin retorno para Cali.

$$ASR(\text{CA,C,AT1}, t) + ASR(\text{CA,C,AT2}, t) + ASR(\text{CA,T,TM4D}, t) + ASR(\text{CA,B,TM4D}, t) = NSR(t) \qquad \forall t \ (11)$$

La restricción de vehículo asignado (12), asegura que no se defina sin retorno un vehículo que no haya sido asignado.

$$ASR(ijkt) \leq X(I,J,K,T) \qquad \forall ijkt \quad (12)$$

La restricción de asignación de vehículos a gas para Cúcuta asegura que no se asigne un vehículo a gas para este centro debido a que no es posible el abastecimiento de combustible para el vehículo.

$$\sum_J X("CU", j, "TM1G", t) + X("CU", j, "TM3", t) + X("CU", j, "TM46", t)) = 0 \qquad \forall jt \quad (13)$$

La restricción de envió especial Bucaramanga (14) asegura que cuando haya un pedido especial para Bucaramanga se asigne mínimo un vehículo de la empresa H, ya que son los encargados de hacer este tipo de entregas.

$$\sum_k \text{X("BM","H",k,t)} \geq BHD(t) \quad (14)$$

La restricción de prioridad del proveedor C (15) asegura que cuando haya disponible un vehículo tipo Zorro se le dé prioridad, ya que estos vehículos optimizan el transporte, pero únicamente se contratan para Cali.

$$X(\text{CA,C}, k, t) = DIS(\text{C}, t, k) \qquad \forall kt \quad (15)$$

La restricción de asignación de flota propia a Ibagué (16) asegura que se asigne diariamente un vehículo de flota propia para este destino, ya que diariamente se tienen 2 Tm disponibles de flota propia.

$$X(\text{IB,FP,TM4D}, t) = 1 \qquad \forall t \quad (16)$$

La restricción de asignación de flota propia a Villavicencio (17) asegura que se asigne diariamente un vehículo de flota propia para este destino, ya que diariamente se tienen 2 Tm disponibles de flota propia.

$$X(\text{VI,FP,TM4D}, t) = 1 \qquad \forall t \quad (17)$$

Las restricciones (18) y (19) corresponden a no negatividad de las variables de decisión.

$$X(ijkt) \geq 0 \qquad \forall ijkt \quad (18)$$
$$ASR(ijkt) \geq 0 \qquad \forall ijkt \quad (19)$$

La tercera fase de la metodología relacionada con la interpretación y validación de los resultados del modelo, se presentan en el siguiente apartado de este artículo.

3. RESULTADOS

Para verificar la eficiencia del modelo de programación no lineal de enteros mixtos para minimizar el costo total de la asignación de vehículos de transporte de alimentos perecederos en esta firma, se compararon los resultados de costos totales obtenidos con el modelo y los costos reales para cada uno de los dias de un mes especifico. Los resultados de la comparación se presentan en la figura 1.

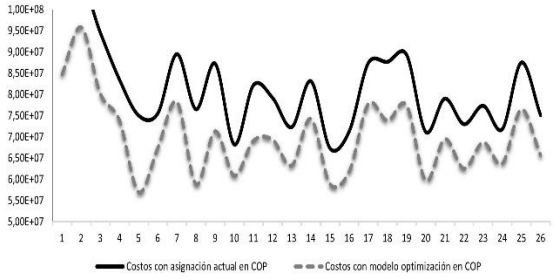

***Fig. 1**. Comparación de costos totales de asignación de vehículos.*
***Fuente:** elaboración propia.*

Como se muestra en la figura 1, el costo total de la asignación de vehículos para cada uno de los días del mes resultó menor en comparación con el costo total de la asignación con el método utilizado por esta multinacional de productos alimenticios. En general, el porcentaje diario de ahorro menor fue del 10% y el mayor de 23%, el promedio de porcentaje de disminución de ahorro fue de 13% para el costo total de la asignación de vehículos en ese mes.

Con la asignación de vehículos resultante de la implementación del modelo de optimización, también disminuye huella de carbono de la operación en términos de la emisión de CO2 diaria en kilogramos. El cálculo de estas emisiones se realizó aplicando la metodología estandarizada del IPCC-2006 [19]. La figura 2, muestra la comparación diaria para un periodo de un mes de los kilogramos de emisión de CO2 originados por la asignación actual de vehículos y los emitidos con la asignación generada por el modelo de optimización. El día que menos se disminuyó la emisión de CO2 con la asignación optima fue del 1% y la máxima disminución fue del 20%, para el mes analizado la disminución promedio de la huella de carbono fue del 9%. Estos resultados del modelo propuesto favorecen las políticas globales relacionadas con la disminución del impacto ambiental generado por la operación del transporte. La estrategia optima de asignación de vehículos generada por el modelo prioriza el transporte que utiliza como combustible el gas natural comprimido generando beneficios ambientales.

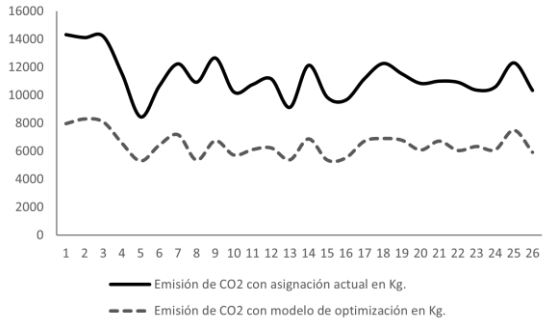

***Fig. 2**. Comparación de la huella de carbono generada por la operación de transporte.*
***Fuente:** elaboración propia*

El modelo matemático de optimización para la asignación de vehículos también demostró mejorar la ocupación de los vehículos durante el período analizado. El indicador aumentó en 4,2% con respecto al método de referencia utilizado por la compañía. Este incremento, aunque puede parecer modesto, representa una mejora significativa en términos de eficiencia operativa debido a que disminuye el número de viajes necesarios para satisfacer la demanda. Este resultado tiene implicaciones positivas no solamente en los costos logísticos sino también ambientales al disminuir la huella de carbono en la operación de transporte.

El modelo matemático desarrollado permitió una redistribución más eficiente de la flota, incrementando la utilización de transportadoras sin intermediación y reduciendo la dependencia de aquellas con altos niveles de intermediación. Esto se traduce en una optimización de costos y una mejora en la estabilidad operativa del sistema de transporte primario de la compañía.

Finalmente, el modelo de optimización propuesto recomienda mantener un remonte constante de 24 dollys diarios, con lo cual maximiza la utilización de la capacidad vertical disponible en los vehículos de mayor altura. Esto evidencia una oportunidad sustancial de mejora en la eficiencia operativa del centro de distribución. La volatilidad en el indicador de remonte de dollys con la programación actual

sugiere la ausencia de una política sistemática de remonte, lo que resulta en una subutilización del espacio vertical disponible en los vehículos.

4. CONCLUSIONES

Los resultados de esta investigación demostraron que los modelos de programación entera mixta pueden ser considerados en empresas del sector de alimentos para minimizar los costos de trasporte de distribución de sus productos. En este caso el ahorro promedio para el mes de evaluación fue de 13% con lo cual se impactarán positivamente las utilidades operativas de la compañía.

Este modelo consideró restricciones frecuentes en esta tipología de empresas tales como un centro nacional de distribución con capacidad de despacho limitada, almacenes regionales con demanda diaria variable por producto, limitaciones en destinos por parte de los proveedores del transporte, tarifas variables por proveedores, requerimiento de viajes con retorno al centro de distribución en algunos destinos, capacidad de transporte según diversos tipos de vehículos, limitación en nodos de destino según el combustible de los vehículos y limitaciones de destinos para vehículos propios. Estos elementos del modelo facilitan la generalización a empresas con características similares en su red logística de distribución.

Los resultados del modelo evidenciaron además de los beneficios económicos para la compañía, beneficios ambientales al disminuir el impacto negativos de la operación de distribución. Estos beneficios ambientales se ven reflejados en la disminución de las emisiones de efecto invernadero, específicamente de dióxido de carbono, en el transporte terrestre de distribución desde el centro de distribución a los almacenes regionales. En este caso con la asignación de vehículos generada por el modelo de optimización la huella de carbono disminuyó en 13% para el mes de análisis. Esta disminución de la huella de carbono se debe a que el modelo de asignación optima proyecta menos viajes para satisfacer la demanda de los almacenes regionales y además prioriza la utilización de vehículos que utilizan combustible amigable con el medio ambiente. Además, los resultados del modelo favorecen el indicador de utilización de capacidad de los vehículos, que aumentó un 4,4% con relación al método de asignación actual.

La implementación de este modelo de optimización para la asignación de vehículos ha resultado en una mejora operacional significativa de la red de transporte primario para esta compañía. Los beneficios económicos, operativos y ambientales logrados demuestran la efectividad de aplicar un enfoque basado en datos y optimización matemática para la gestión logística. Estas mejoras no solo han permitido una reducción de costos y una mayor eficiencia operativa, sino que también pueden contribuir a una mejor sostenibilidad ambiental en la red logística y a una mayor satisfacción del cliente en este sector de venta de productos alimenticios.

REFERENCIAS

[1] C. E. López-Rodríguez and S. D. P. Rincón, “El transporte de carga terrestre en el comercio internacional. Análisis comparativo entre Bogotá, Colombia y Santa Cruz de la Sierra, Bolivia,” *Ensayos de Economía*, vol. 29, no. 54, pp. 89–114, Jan. 2019, doi: 10.15446/ede.v29n54.75022.

[2] L. J. Cerveleón and J. D. F. Ledesma, “Optimización de procesos logísticos del sector carbón usando técnicas heurísticas y metaheurísticas,” *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada (RCTA)*, vol. 1, no. 39, pp. 93–99, Feb. 2022, doi: 10.24054/RCTA.V1I39.1386.

[3] United States Department of Agriculture - Foreign Agricultural Service, “Retail Foods Annual,” Oct. 2024, Accessed: May 22, 2025. [Online]. Available: https://apps.fas.usda.gov/newgainapi/api/Report/DownloadReportByFileName?fileName=Retail%20Foods%20Annual_Bogota_Colombia_CO2024-0018.pdf

[4] International Trade Administration of USA, “Colombia - Processed Food and Beverages.” Accessed: May 22, 2025. [Online]. Available: https://www.trade.gov/country-commercial-guides/colombia-processed-food-and-beverages

[5] Dietrich-logistics., “Logistics on the Food Sector | D-Log.” Accessed: May 22, 2025. [Online]. Available: https://www.dietrich-logistics.com.co/en/blog-2/logistics-on-the-food-sector

[6] C. G. Fernández, “Programación Lineal e Ingeniería Industrial: una Aproximación al Estado del Arte,” *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, vol. II, no. 6, pp. 61–78, 2011, Accessed: May 28, 2025. [Online]. Available:

https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=215021914005

[7] J. Gómez-Rojas, R. Linero-Ramos, and B. Medina-Delgado, "Optimización lineal heurística aplicado a la logística de transporte en la industria de dispositivos electrónicos," *Mundo FESC*, vol. 11, no. S2, pp. 410–420, Sep. 2021, doi: 10.61799/2216-0388.1042.

[8] J. Paul Barrionuevo-Martínez, N. Campos-Vásquez, C. Juan, and J. Rázuri-Soto, "Influencia de Modelos matemáticos para la optimización de los procesos de transporte de carga terrestre," *Ciencia y Tecnología*, vol. 23, no. 2, pp. 77–86, Dec. 2024, doi: 10.70414/CYT.V23I2.106.

[9] S. Pedruzzi, L. P. A. Nunes, R. D. A. Rosa, and B. P. Arpini, "Modelo matemático para otimização da capacidade volumétrica de caminhões para transporte de produtos alimentícios," *Gestão & Produção*, vol. 23, no. 2, pp. 350–364, Apr. 2016, doi: 10.1590/0104-530X1898-14.

[10] G. Mejía and E. Castro, "Optimización del proceso logístico en una empresa de colombiana de alimentos congelados y refrigerados," *Revista de Ingeniería*, no. 26, pp. 47–54, 2007, Accessed: May 28, 2025. [Online]. Available: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-49932007000200007&lng=en&nrm=iso&tlng=es

[11] V. A. Da Silva and F. M. Da Silva, "Um modelo de programação inteira mista para transporte de insumos em uma fábrica de linha branca," *Anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, Oct. 2022, doi: 10.14488/ENEGEP2022_TCE_384_1900_43369.

[12] K. Yamileth Terrero Huerta Rodrigo Compañ Sarmiento Adamari Camacho Herrera Hany Alcala Rivera Anai Cruz Palacios Génesis Hernández Mazaba Gilberto Banda Guzmán *et al.*, "Programación lineal aplicada a la optimización de rutas de transporte en SXR-POLYMERS," *Interconectando Saberes*, no. 18, pp. 55–64, Oct. 2024, doi: 10.25009/IS.V0I18.2889.

[13] H. Zohourfazeli, A. Sabaghpourfard, A. Chaabane, and A. Jabbarzadeh, "Optimization-based model of a circular supply chain for coffee waste," *Supply Chain Analytics*, vol. 10, p. 100126, Jun. 2025, doi: 10.1016/J.SCA.2025.100126.

[14] P. Jarumaneeroj, S. Krairiksh, P. O. Dusadeerungsikul, D. Li, and Ç. Iris, "Eco-friendly long-haul perishable product transportation with multi-compartment vehicles," *Comput Ind Eng*, vol. 202, p. 110934, Apr. 2025, doi: 10.1016/J.CIE.2025.110934.

[15] F. Pauli de Bastiani, T. G. Péra, and J. V. Caixeta-Filho, "Fertilizer Logistics in Brazil: Application of a Mixed-Integer Programming Mathematical Model for Optimal Mixer Locations," *Logistics 2024, Vol. 8, Page 4*, vol. 8, no. 1, p. 4, Jan. 2024, doi: 10.3390/LOGISTICS8010004.

[16] P. Alzate, M. J. M. Agudelo, S. H. Aldana, and A. M. G. Aguirre, "Optimización del costo ambiental en las principales rutas de transporte marítimo de contenedores desde Colombia," *Mundo FESC*, vol. 14, no. 29, 2024, doi: 10.61799/2216-0388.1449.

[17] Ministerio de Transporte de Colombia, "Sistema de Información de Costos Eficientes para el Transporte Automotor de Carga SICE-TAC." Accessed: May 31, 2025. [Online]. Available: https://mintransporte.gov.co/publicaciones/359/sistema-de-informacion-de-costos-eficientes-para-el-transporte-automotor-de-carga-sicetac/

[18] G. Mejía, D. Granados-Rivera, J. A. Jarrín, A. Castellanos, N. Mayorquín, and E. Molano, "Strategic Supply Chain Planning for Food Hubs in Central Colombia: An Approach for Sustainable Food Supply and Distribution," *Applied Sciences 2021, Vol. 11, Page 1792*, vol. 11, no. 4, p. 1792, Feb. 2021, doi: 10.3390/APP11041792.

[19] K. (AIE) Treanton *et al.*, "Directrices del IPCC de 2006 para los inventarios nacionales de gases de efecto invernadero.," Dec. 2006, Accessed: May 23, 2025. [Online]. Available: https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/spanish/pdf/2_Volume2/V2_6_Ch6_Reference_Approach.pdf