

---

*Implementación y desarrollo de un sistema de priorización de órdenes de compra y planificación de despachos.*

---

Benjamín Ignacio Pulgar Ponce

Proyecto para optar al título de Ingeniería Civil Industrial Facultad de Ingeniería y Ciencias de la Universidad Adolfo Ibáñez.

Profesor guía:  
Raimundo Sánchez

Santiago, Chile

2023

## Resumen ejecutivo

La Coca-Cola Company ha sido un líder mundial en el consumo masivo de bebidas durante décadas. En Chile, Embotelladora Andina S.A. se encarga de la producción y distribución de sus productos en todo el país. En el área de Customer Service de Andina, se ha implementado un proyecto con el objetivo de mejorar el proceso de toma de decisiones en la programación de fechas de entrega de productos para el canal moderno.

La mejora se busca a través de la creación de un sistema de priorización de órdenes de compra y planificación de pedidos. Este sistema se basa en la cuantificación de la relevancia de cada pedido y el nivel de seguridad necesario para garantizar la recepción por parte del cliente. Para evaluar el desempeño del sistema, se han establecido tres KPIs centrados en diferentes características: tiempo de cómputo, nivel de utilización de la capacidad de almacenamiento de los contenedores y factor de recarga promedio de los vehículos.

En comparación con la versión sin el proyecto, el sistema ha demostrado niveles óptimos en todos los indicadores, excepto en los tiempos de cómputo, que superan ligeramente los valores actuales. A pesar de esto, se obtienen conclusiones positivas sobre el funcionamiento del sistema y el proceso de aplicabilidad construido.

Es importante destacar que, debido a la complejidad actual de los procesos internos de Andina, no es posible realizar un cambio tan drástico en las operaciones en un periodo corto. Sin embargo, al considerar la herramienta como un asistente de toma de decisiones, debería cumplir con las expectativas. Aunque el sistema funciona correctamente, hay un amplio espacio para mejorar tanto el modelo BPP en el que se basa el proceso de asignación como el funcionamiento general del Sistema.

Palabras Claves: Canal Moderno, Sell In, Sell Out, Retorno, Bin packing problem, Sistema, despachos, órdenes de compra, optimización, algoritmos.

## ABSTRACT

The Coca-Cola Company has been a global leader in the mass consumption of beverages for decades. In Chile, Embotelladora Andina S.A. is responsible for the production and distribution of Coca-Cola products throughout the country. In the Customer Service department of Andina, a project has been implemented with the aim of improving the decision-making process in scheduling delivery dates for products to the modern channel.

The improvement is sought through the creation of a system for prioritizing purchase orders and planning shipments. This system is based on quantifying the relevance of each order and the level of security needed to ensure customer reception. To assess the system's performance, three KPIs focusing on different aspects have been established: computation time, utilization level of container storage capacity, and average reload factor of vehicles.

In comparison with the version without the project, the system has demonstrated optimal levels in all indicators, except for computation times, which slightly exceed current values. Despite this, positive conclusions are drawn regarding the system's functionality and the constructed applicability process.

It is important to note that, due to the current complexity of Andina's internal processes, making such a drastic change in operations in a short period is not feasible. However, considering the tool as an assistant in decision-making, it should meet expectations. Although the system functions correctly, there is ample room for improvement in both the BPP model underlying the allocation process and the overall functioning of the system.

**Keywords:** Modern Channel, Sell In, Sell Out, Return, Bin Packing Problem, System, Dispatches, Purchase Orders, Optimization, Algorithms.

## Tabla de contenido

<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>5</b>
1.1 Contexto de la empresa.....	5
1.2 Área de trabajo .....	7
1.3 Contexto de la problemática .....	9
<b>2. OBJETIVOS .....</b>	<b>14</b>
2.1 Objetivo General.....	14
2.2 Objetivos Específicos.....	14
2.3 Medidas de Desempeño.....	14
<b>3. ESTADO DEL ARTE .....</b>	<b>16</b>
<b>4. SOLUCIÓN .....</b>	<b>21</b>
4.1 Alternativas de solución .....	21
4.2 Criterios de elección.....	22
4.3 Solución seleccionada .....	23
<b>5. METODOLOGÍA Y PLAN DE IMPLEMENTACIÓN.....</b>	<b>24</b>
5.1 Metodología para el desarrollo de solución .....	24
5.2 Plan de Implementación.....	30
5.3 Análisis de Riesgo.....	33
5.4 Evaluación económica .....	36
<b>6. Resultados .....</b>	<b>38</b>
6.1 Funcionamiento de la solución (Pantallazos).....	38
6.2 Resultados .....	41
<b>7. Conclusiones .....</b>	<b>43</b>
<b>8. ANEXOS .....</b>	<b>45</b>
8.1 Figuras e información complementaria .....	45
8.2 Código .....	50
<b>9. BIOGRAFIA.....</b>	<b>56</b>

# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1 Contexto de la empresa

Coca-Cola Andina, una destacada empresa productora y distribuidora de productos bajo la reconocida marca de The Coca-Cola Company en América Latina, ha consolidado su presencia en mercados clave como Brasil, Paraguay, Argentina y Chile. Se ha posicionado como una de las embotelladoras más importantes de la región, aspirando a liderar el mercado de bebidas no alcohólicas.

Su misión se centra en agregar valor a través de un crecimiento sostenible, buscando refrescar a nuestros consumidores y compartir momentos de optimismo con nuestros clientes. En cuanto a la visión, se aspira a liderar el mercado de bebidas, siendo reconocidos por una gestión de excelencia, el cuidado de las personas y la promoción de una cultura acogedora. Estas metas reflejan nuestro compromiso con la creación sostenible de valor, la conexión emocional con los consumidores y la aspiración de liderar el mercado a través de prácticas empresariales ejemplares y una cultura que fomente la colaboración.

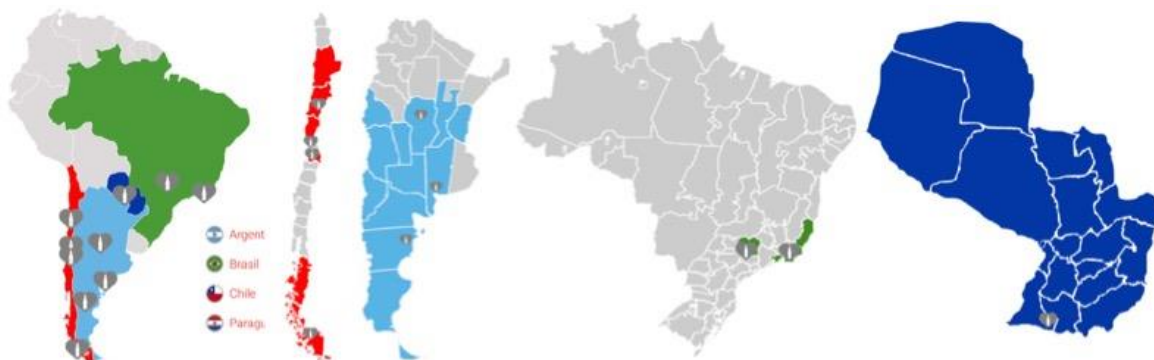


Figura 1: Mapa de plantas productivas en Latinoamérica incluye detalle por región en los países donde tiene presencia Coca-Cola Andina, Autor "NUESTRAS OPERACIONES- Coca Cola Andina. (s/fec.). Koandina.com. Recuperado el 18 de noviembre de 2023, de <https://www.koandina.com/pagina.php?p=operaciones>"

En Chile, Coca-Cola Andina extiende su cobertura a la III región, IV región, Región Metropolitana, Rancagua, San Antonio, Coyhaique, Puerto Natales y Punta Arenas. Con un total de 6 plantas, establece alianzas estratégicas con 4 socios comerciales prominentes (ABInbev, Diageo, VSR y Capel) y opera a través de 17 centros de distribución. La empresa logra alcanzar una significativa participación de mercado, destacándose con un 64% en gaseosas, un 44% en aguas y un 40% en jugos y otros productos.

Dentro de la estructura de ventas, los clientes se organizan en diversos canales, siendo el tradicional el más relevante para la compañía, representando el 46% del volumen de ventas. En segundo lugar, se encuentra el canal moderno, que contribuye con un 28% y destaca por la importancia de los volúmenes de cada orden de compra realizada por los principales clientes, entre los cuales se incluyen Cencosud, SMU, Tottus y Walmart (con 705 salas en Chile, 405 de las cuales pertenecen a la Región Metropolitana). Además, se destaca el impacto monetario asociado a cada orden entregada.

Profundizando en la situación histórica de canal moderno observamos que las ventas se mueven entre 4 y 8 millones de UC mensuales en los últimos tres años. Que al cierre de agosto registra un aumento del 6% respecto a años anteriores previendo que la tendencia se mantenga hacia el cierre del presente año. Dos aspectos transversales en el canal es la centralización de las ventas en la RM dada la alta densidad de clientes como de consumidores, de igual forma, existe una tendencia histórica respecto al volumen de compra de las cadenas donde Walmart está en primer lugar actual con una brecha de 5 millones de UC respecto al segundo que es Cencosud, luego esta SMU y por último Tottus. Esta clasificación no implica preferencias especiales entre clientes, pero permite organizar el funcionamiento interno entorno a sus demandas.

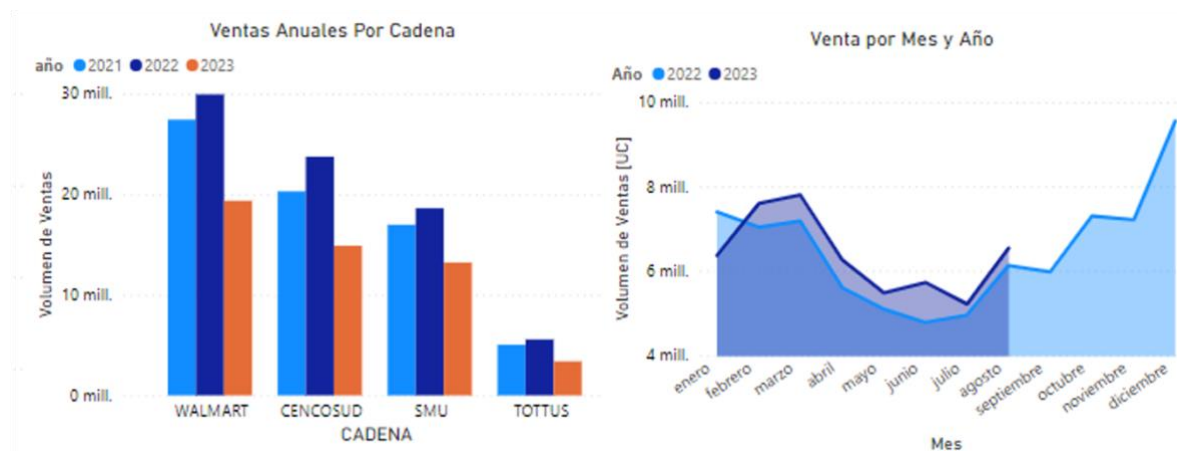


Figura 2. Ventas anuales acumuladas para los años 2021,2022 y primeros seis meses de 2023 por cadena. En el eje vertical vemos valores volumétricos de ventas en millones de UC (Unit Case) y en el eje horizontal las cadenas que son principales clientes del canal moderno (izquierda); Evolución mensual de ventas totales de 2023 respecto a 2022. En el eje vertical vemos valores volumétricos de venta en millones de UC mientras que el eje horizontal podemos ver los meses del año (derecha).

## 1.2 Área de trabajo

La pasantía actual se lleva a cabo en el equipo de Customer Service (CS), que forma parte de la gerencia de crecimiento. El principal objetivo del equipo es garantizar la disponibilidad de productos en los puntos de venta en colaboración estrecha con los clientes, desempeñando un papel fundamental como facilitador en la ejecución de la estrategia de Andina en el canal.

Para lograr el objetivo mencionado, cada proceso de Colaboración en Planificación, Pronóstico y Reposición (CPFR) lleva a cabo un análisis exhaustivo. Esto implica supervisar los niveles de inventario y las proyecciones de ventas de los productos en los locales correspondientes. Se realiza un constante análisis de Sell Out, que refleja las compras realizadas por el consumidor final, así como de Sell In, que representa las ventas directas de Andina a la sala. Todo este proceso se realiza considerando las tendencias del mercado, situaciones particulares que puedan influir en las compras habituales y cualquier otro evento indirecto que tenga incidencia en el comportamiento del consumidor.

Al mismo tiempo, es necesario realizar un análisis interno para determinar los recursos y verificar la disponibilidad en los centros de distribución. Este enfoque se concentra en el proceso de compra del cliente, que ingresa al sistema como órdenes de compra (OC's). A cada orden se le asigna un ID y se establece una fecha de entrega acorde con su frecuencia de recepción.

Es crucial tener presente que este proceso implica la monitorización continua de los niveles de existencias y las proyecciones de venta, tanto a nivel externo como interno. Esto garantiza la eficacia en la gestión de la cadena de suministro y asegura el cumplimiento de las expectativas del cliente.

De esta manera, el área de Customer Service (CS) en el canal moderno desempeña un papel crucial en diversas etapas del ciclo de vida de un pedido. Se especializa especialmente en la validación de procesos llevada a cabo por los analistas del área. En esta fase, se verifica la precisión de las solicitudes de productos, se abordan bloqueos automáticos de órdenes relacionados con precios, y se gestionan peticiones que se desvían de la frecuencia habitual, entre otros ajustes. Una vez definidas las fechas de entrega, donde el volumen de pedidos se ajusta consistentemente a la capacidad de distribución diaria, se procede a la asignación de entregas mediante un código identificador (Coutificado) utilizado para la programación de pedidos. Concluida esta etapa, se

avanza a la planificación de las entregas desde cada centro de distribución. El proceso continúa con el Check-in, asegurando que la sala efectivamente recepcione el producto el día de la entrega, concretando así la venta mediante la emisión de la factura correspondiente. Finalmente, se culmina con el seguimiento de las ventas y el manejo de productos devueltos.

El detalle de las etapas en la que se involucra el equipo Customer evidencia su función principal de garantizar la disponibilidad del producto solicitado por el cliente, al mismo tiempo que actúa como un enlace efectivo entre las diversas áreas involucradas en el proceso antes mencionado.



Figura 3. Etapas de la vida útil de un pedido. Línea temporal que recorren todos los pedidos que solicita cualquier cliente a Andina desde que es ingresado hasta es recepcionado por la sala haciendo efectiva la venta del producto luego de ser facturado donde particularmente el equipo de Customer Service se involucra en la validación, cotificación, planificación, check in y venta (Elaboración propia, 2023)



### 1.3 Contexto de la problemática

Un indicador clave en el área es el porcentaje de FILLRATE (%FR), que refleja el nivel de servicio y la eficiencia de la programación llevada a cabo por el equipo de Servicio al Cliente (CS). Estos valores han experimentado mejoras desde 2021, en gran medida debido al impulso proporcionado por la gestión de crecimiento y la implementación de nuevas tecnologías. Estas últimas han facilitado las tareas de control y monitoreo constante realizadas por el área de SMKT.

El estado actual es prometedor, con valores de FILLRATE que oscilan entre el 75% y el 87%, alcanzando en ocasiones niveles aún más elevados. No obstante, persiste una tendencia similar a la inestabilidad observada en 2021, lo cual es motivo de preocupación, especialmente dada la proximidad de fechas de alta demanda. Esto resalta la importancia de profundizar en los aspectos que permitan mantener bajo control la curva durante los próximos períodos.

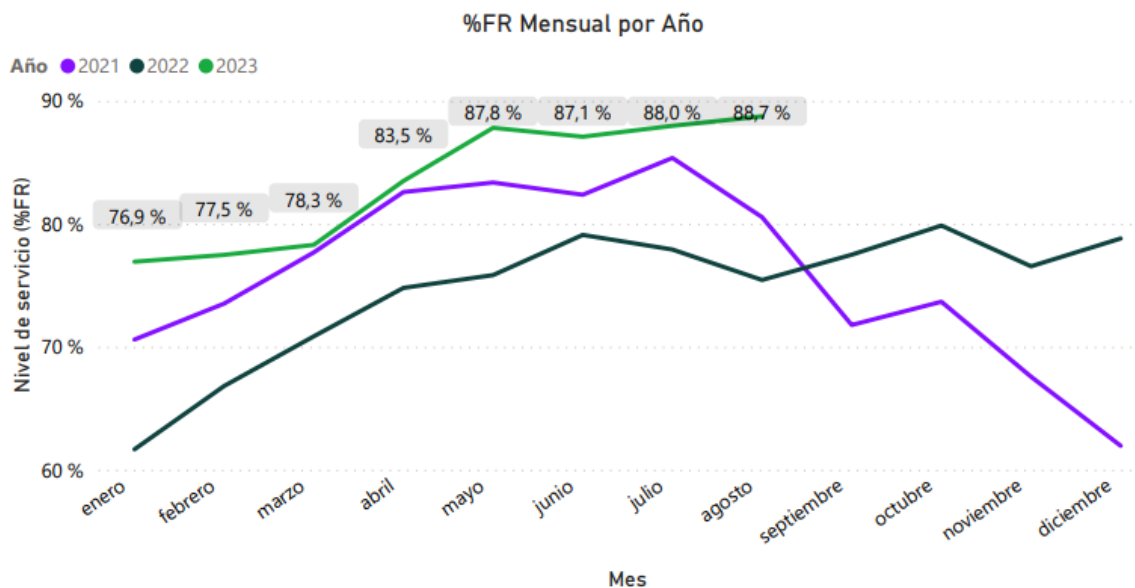


Figura 4. Tendencia mensual del estatus del nivel de servicio en el canal moderno respecto a años anteriores. En el eje horizontal podemos ver los meses del año y en el eje vertical vemos una escala porcentual que indica el porcentaje de FILLRATE acumulado en algún mes específico. La leyenda muestra los años que representa cada curva visualizada. (Elaboración Propia, 2023)

Frente a la situación mencionada, dirigimos nuestra atención hacia la fracción de pedidos que no se entregan conforme a la programación establecida, conocida como "Retorno", medido en unidades de consumo (UC). De manera complementaria, se utiliza el "% Rechazo", que representa el

porcentaje del volumen retornado con respecto a la cantidad solicitada en cada pedido. En promedio, los valores de rechazo oscilan entre el 3% y el 5% del volumen solicitado por sala, lo que equivale a aproximadamente 200,000 [UC] y 400,000 [UC]. Es importante señalar que la catalogación del producto como retornado indica que no se vuelve a utilizar en próximas ventas debido a las políticas de calidad de Coca-Cola Andina. Por ende, su constante monitoreo resulta relevante.

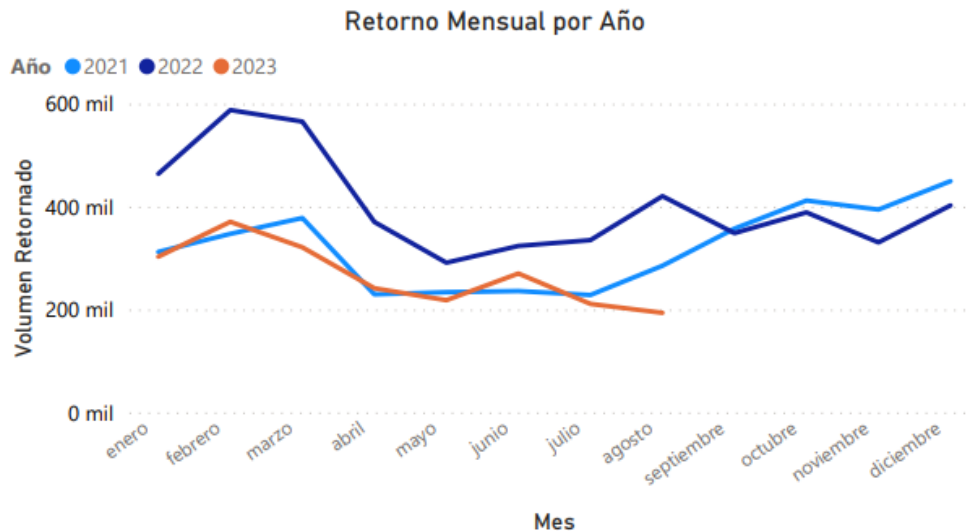


Figura 5. Tendencia mensual del volumen retornado en el canal moderno respecto a años anteriores. En el eje horizontal podemos ver los meses del año y en el eje vertical vemos una escala volumétrica en unidades de mil UC. La leyenda muestra los años que representa cada curva visualizada. (Elaboración Propia, 2023)

Teniendo en cuenta lo anterior, a continuación, se menciona y profundiza sobre los principales motivos de retorno que representan el 35% del volumen no entregado en los últimos 3 años.

- Pedidos fuera de horario:

Este problema surge porque cada sala tiene un horario de recepción (Distintos niveles de flexibilidad en ellos). Si la entrega no puede ser recepcionada dentro de esos límites, el pedido no es recepcionado y debe volver al centro de distribución.

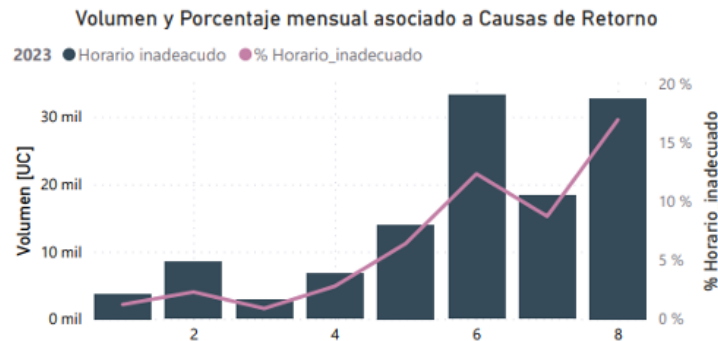


Figura 6. Comportamiento del retorno por horario inadecuado durante 2023. En el eje horizontal podemos ver los meses del año de forma numérica desde enero hasta agosto y en el eje vertical de la izquierda muestra una escala volumétrica en unidades de mil UC mientras que el eje de la derecha muestra una escala porcentual del volumen registrado por ese motivo respecto a los valores totales de retorno (Elaboración Propia,2023).

- Sobre Stock:

Este inconveniente se presenta cuando, debido a las entregas diarias, las salas utilizan al máximo su capacidad de almacenamiento y se ven incapaces de aceptar más productos.

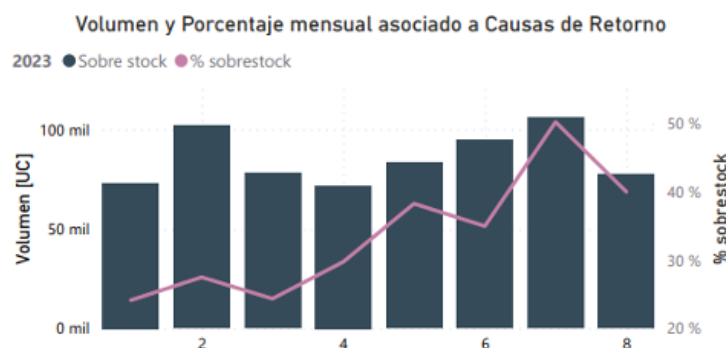


Figura 7. Comportamiento del retorno por Sobre Stock durante 2023. En el eje horizontal podemos ver los meses del año de forma numérica desde enero hasta agosto y en el eje vertical de la izquierda muestra una escala volumétrica en unidades de mil UC mientras que el eje de la derecha muestra una escala porcentual del volumen registrado por ese motivo respecto a los valores totales de retorno (Elaboración Propia,2023).

A modo de recopilación si bien el volumen se ha reducido respecto a los años anteriores el porcentaje total representado por estos dos motivos en análisis ha aumentado 8% aproximadamente respecto a los años anteriores.

Valores Promedios de Motivos		
Año	Volumen AC [UC]	Porcentaje AC
2021	106.965	32,45%
2022	126.744	31,12%
2023	100.924	40,13%

Tabla 1. Resumen de valores de retorno asociado a los motivos de Sobre Stock y Horario inadecuado total acumulado respecto a los últimos tres años. En la primera columna podemos ver los valores en unidades volumétricas mientras que en la siguiente columna se muestra la fracción que representa este volumen del total de volumen retornado acumulado durante el año en cuestión (Elaboración Propia,2023).

Dado el comportamiento de los motivos analizados se procede a definir la problemática de estudio mediante la estructura causa-efecto que podemos visualizar en la siguiente figura.

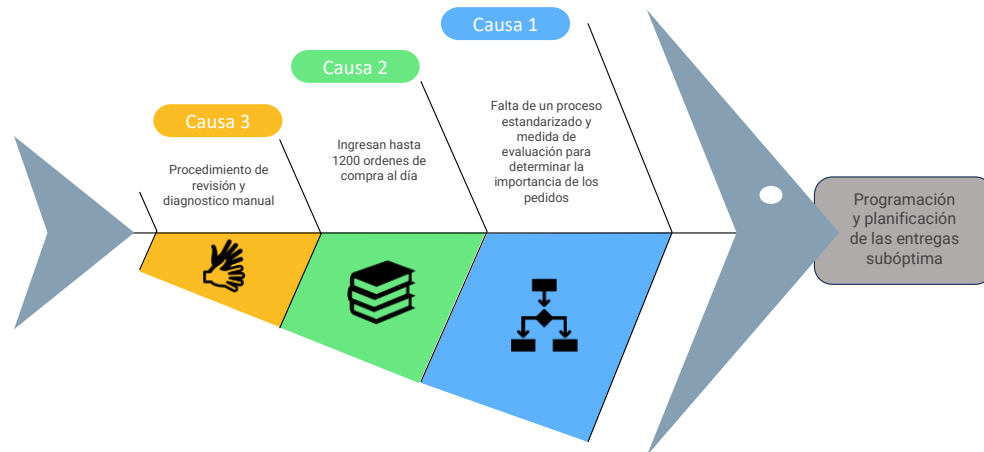


Figura 8. Esquema Causa-Efecto asociada a la problemática basada en la estructura de espina de pescado de Ishikawa. En la cabeza podemos ver la problemática resumida a una frase y en el cuerpo las tres principales causas encontradas (Elaboración Propia, 2023)

Si exploramos los motivos principales, vinculándolos al proceso de toma de decisiones en el área, observamos que la disyuntiva surge durante la asignación diaria de fechas de entrega a medida que ingresan los pedidos de las cadenas. Este proceso, en principio sencillo, presenta desafíos cuando se excede la capacidad de entrega definida por la flota de camiones en ese momento. En tales casos, es necesario reprogramar los pedidos para la siguiente frecuencia de entrega, previamente establecida para cada sala.

La cuestión clave que emerge en esta situación es: "¿Cuál pedido es más conveniente mover y cuál no debe ser cambiado bajo ninguna circunstancia?" La incapacidad de responder con precisión a esta pregunta conduce a programaciones subóptimas en cuanto a las fechas de entrega asignadas. Este impacto se extiende hasta el proceso de despacho que, de manera similar, no evalúa correctamente la importancia relativa de cada pedido involucrado y produce un desajuste en la preparación de los camiones encargados de las entregas. Esto se debe a que no se define con argumentos cuantitativos suficientes el orden y la importancia necesaria de cada pedido, lo que impacta en los indicadores estudiados y podría afectar la concreción de posibles ventas.

Considerando lo anteriormente mencionado enlistamos las principales razones que aquejan a la problemática de estudio.

- Falta de un proceso estandarizado en el proceso de evaluación de los pedidos
- La cantidad de ordenes que ingresan al día
- Procedimiento manual de revisión y diagnóstico
- No hay una medida que permita comparar pedidos
- Desalineamiento entre áreas para ajustar la programación
- Preparación de los despachos mediante procedimiento manual

Dado el desglose detallado de síntomas, causas y efectos, podemos definir la problemática de estudio como sigue: "El método actual que implica el proceso de toma de decisiones en la programación y preparación de las entregas de pedidos en el canal moderno de Coca-Cola Andina genera soluciones subóptimas, dadas las condiciones previamente expuestas".

En este sentido, la oportunidad que existe en Coca-Cola Andina es poder medir la importancia potencial de cada solicitud, incorporando el concepto de venta perdida potencial. Este concepto se basa en las proyecciones de demanda y en cuál es el estatus de cada sala durante el intervalo de tiempo en que se programa una nueva entrega. Actuando como piedra angular, este concepto permite la construcción de un sistema que mida la importancia de cada pedido y, con esta información, logre establecer una programación más fundamentada que la que se ejecuta actualmente.

Los beneficios potenciales de la mejora identificada están vinculados a la redistribución más efectiva de las horas laborales en las tareas existentes, lo que podría aumentar la eficiencia en dichos procesos. Además, la toma de decisiones se llevaría a cabo con información más completa y precisa, brindando a los involucrados la oportunidad de desempeñar sus tareas diarias de manera más efectiva. Además, se busca impulsar el crecimiento de las ventas de la compañía capturando una fracción de la venta potencial estimada a mediano y largo plazo mejorando la disponibilidad de producto mediante un aumento en la calidad de las compras ejecutadas por los clientes.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema de priorización de órdenes de compra y planificación de despachos para el canal moderno con el fin de mejorar la capacidad de gestión y toma de decisiones dentro del área durante el periodo de fiestas de fin de año.

### 2.2 Objetivos Específicos

- i. Determinar fecha de entrega optima siendo capaz de medir la relevancia de cada pedido considerando la composición de las órdenes de compra y el plan de frecuencia de entrega para cada cliente.
- ii. Formulación y creación de un modelo de asignación para la programación de los despachos.
- iii. Informar las soluciones obtenidas de manera clara y fácil de visualizar

### 2.3 Medidas de Desempeño

$$(i) \%Ganacia Capturada = \frac{Ganancia\ de\ los\ pedidos\ en\ frecuencia}{Ganancia\ Total\ de\ pedidos} * 100$$

Al cuantificar la importancia de cada pedido mediante su ganancia potencial, determinamos el porcentaje que se logra asegurar al programar la fecha de entrega de acuerdo con la frecuencia correspondiente, en comparación con el universo de todos los pedidos en análisis. Para profundizar aún más en el análisis, podemos examinar la variación con respecto a la situación sin el proyecto implementado.

$$(ii) \%Utilización = \frac{Volumen\ Total\ Asigando}{Capacidad\ Total\ de\ distribución} * 100$$

La variación en el porcentaje de utilización refleja cuánta capacidad de distribución total de la flota de camiones se está utilizando en la práctica. Este escenario se compara con el valor obtenido mediante el procedimiento vigente para determinar qué tan ajustado está el proceso en relación con los estándares actuales.

$$(ii) \text{ Factor Recarga} = \frac{\text{Cantidad Camiones Modelo}}{\text{Flota Contratada}} * 100$$

Con relación al factor de recarga, este se presenta como otro indicador crucial para evaluar el rendimiento del sistema. Este indicador se define como el número promedio de vueltas que realizan los camiones, considerando los pedidos programados para ese día. Además, se comparan los valores obtenidos con la situación actual mediante el procedimiento vigente.

$$\text{LeadTime} = \frac{\text{Tiempo}_{\text{Computacional}} - \text{Tiempo}_{\text{Tarea Manual}}}{\text{Tiempo}_{\text{Tarea Manual}}} * 100$$

Por último, evaluamos el tiempo de cómputo de nuestro modelo de asignación de pedidos y observamos que el periodo de ejecución se ajusta al tiempo promedio que el equipo de distribución emplea para programar todos los pedidos correspondientes al día de análisis. También se considera en la evaluación la variación respecto a la situación sin proyecto para complementar mejor el impacto del proyecto.

### 3. ESTADO DEL ARTE

Analizamos las prácticas actuales de priorización de entregas y preparación de despachos en Coca-Cola Andina, reconociendo la importancia del problema. En esta sección, comenzamos con el análisis de un caso similar al nuestro y luego continuamos profundizando en los aspectos teóricos más relevantes que se ajustan a la problemática de estudio, para posteriormente proponer soluciones.

Este caso de estudio se centra en una empresa distribuidora de sacos de cemento en Lima, Perú, que experimentó un aumento en la demanda en 2019 debido al contexto económico del país. La hipótesis principal sugiere que la asignación actual de rutas afecta la eficiencia en la utilización de vehículos, generando mayores tiempos de distribución, costos de combustible adicionales y retrasos en las entregas (Rojas Polo, et al., 2019). En este contexto, es crucial encontrar una solución que se adapte a las variaciones en la demanda sin comprometer el nivel de servicio de la empresa.

La metodología propuesta para enfrentar esta problemática se basa en la creación de un sistema de dos etapas, donde cada fase resuelve un modelo específico para un aspecto particular del problema. En la primera etapa, se aborda la necesidad de determinar el número mínimo de transportes requeridos para satisfacer la demanda diaria, maximizando simultáneamente la utilización eficiente de cada vehículo. El modelo utilizado en esta etapa se ajusta al Problema de Empaquetamiento de Contenedores (Bin Packing Problem). A continuación, se presenta la formulación matemática que define este modelo.

$$(1) \text{ Minimizar } \sum_{j=1}^J y_j$$

*Sujeto a:*

$$(2) \sum_{j=1}^J a_i x_{ij} \leq C y_j, i \in I, j \in J$$

$$(3) \sum_{j=1}^J x_{ij} = 1, i \in I, j \in J$$

*No negatividad:*

$$(4) x_{ij}, y_j \in \{0,1\}, i, j \in J$$



En el contexto del transporte de bolsas de cemento, el problema se plantea mediante conjuntos y parámetros específicos. Se establecen los conjuntos  $j = \{1, \dots, J\}$  para representar los vehículos disponibles,  $i = \{1, \dots, I\}$  para la demanda en bolsas de cemento. Los parámetros incluyen  $C$ , que denota la capacidad de almacenamiento de cada vehículo, y  $a_i$ , el peso de la bolsa de cemento  $i$ . Las variables de decisión  $x_{ij}$  indican si el elemento  $i$  se asigna al vehículo  $j$ , y  $y_j$  determina si el vehículo  $j$  está en uso. La función objetivo busca minimizar la cantidad de vehículos utilizados para transportar toda la demanda. Las restricciones garantizan que el peso asignado a cada vehículo no exceda su capacidad máxima y que todos los elementos sean asignados a algún camión. Este planteamiento matemático define un problema de optimización con el objetivo de asignar eficientemente elementos a vehículos, minimizando el número total de vehículos utilizados y cumpliendo con las restricciones de capacidad de carga.

La segunda etapa se enfoca en crear rutas eficientes para satisfacer las necesidades de los clientes. Implementamos el modelo VRP (Problema de Enrutamiento de Vehículos). Este modelo considera la cantidad de vehículos, centros de distribución y clientes, buscando minimizar los costos de transporte al determinar la ruta que reduce la distancia entre clientes (Para más detalles respecto a este modelo visitar el apartado de anexos).

En la sección de conclusiones, se resalta la notable adaptabilidad del modelo ante los escenarios diarios que se deben evaluar, subrayando el impacto positivo de las soluciones encontradas, que se traduce en una reducción significativa de los costos de transporte, principalmente en términos de gastos de combustible y desgaste de vehículos.

Con respecto a los modelos anteriores, es fundamental comprender que estos pertenecen a la clasificación NP-Hard. Debido a su elevada complejidad matemática, derivada de los numerosos escenarios factibles, resulta inviable resolverlos directamente desde su formulación teórica. Esto se debe a que requeriría considerables recursos y un tiempo prolongado para proporcionar una solución, lo cual no es viable dentro de los plazos aceptables en el contexto de estas problemáticas.

Si bien existe esta limitante respecto a estos modelos ahora profundizando en el BPP su relevancia en la ingeniería es tal que se han desarrollado diversas formulaciones en numerosos contextos utilizando como base la estructura de este modelo por la dinámica que presenta respecto a los problemas de asignación. Los casos de estudio más clásicos profundizan sobre la solución del problema en múltiples dimensiones 2D o 3D para maximizar el aprovechamiento de los espacios de los contenedores que la formulación de 1D no logra captar, Incluso versiones con dimensiones temporales. Por otro lado, están aquellos que modifican la forma de los contenedores o versiones que fragmentan los elementos para conseguir un mayor rendimiento respecto a la utilización de cada contenedor. Lo que evidencia la relevancia y aplicabilidad de este modelo para los procesos estudiados en la gestión de operaciones (Visitar anexos para ver otras formulaciones).

Dicho esto existen diversos métodos relacionados a estos modelos que permiten encontrar soluciones cercanas a las óptimas pero reduciendo su complejidad considerablemente. A continuación se detallan algunos de estos métodos.

Alguno de los métodos utilizados para la resolución del problema BPP mediante procesos heurísticos que entregan soluciones cercanas al óptimo en tiempos razonables de cómputo basados en procedimientos lógicos para no solucionar la problemática.

Heurística	Sigla	Método	
First Fit	FF	Los pedidos se ingresan de manera secuencial, verificando la disponibilidad de un contenedor abierto con capacidad suficiente para almacenar cada pedido. En caso de encontrar un contenedor disponible, se procede a abrir uno nuevo	En el peor de los casos utilizamos 75% más de contenedores que el óptimo
Best Fit	BF	Los elementos se introducen en orden al contenedor con el índice más bajo que cumple con la condición de tener la mayor capacidad utilizada hasta el momento. Esta lógica se basa en la consideración de que los elementos más grandes, al ser más difíciles de manejar, deberían asignarse primero	En el peor de los casos utilizamos 50% más de contenedores que el óptimo
Worst Fit	WF	El funcionamiento difiere de BF, ya que, en este caso, el elemento se asigna al contenedor menos lleno donde tiene capacidad para ser colocado.	
Next Fit	NF	Se ingresa cada elemento en un contenedor.	
Relajación Lineal	RL	Se eliminan las restricciones de integralidad respecto a las variables de decisión.	

Algoritmo de Greddy		Se descompone la problemática en subproblema de menor dificultad con la expectativa de que la resolución de estos, al proporcionar soluciones locales, contribuya a generar la solución óptima a nivel global del problema	
Generación de columnas		El algoritmo comienza con una solución subóptima del problema original. Posteriormente, a través del problema maestro, se evalúa la construcción de la solución en torno a los patrones utilizados. Luego, el subproblema verifica si existe algún nuevo patrón que mejore la respuesta anterior. En caso afirmativo, se reinicia el proceso hasta que no se encuentre una solución mejor.	

Tabla 2. Resumen del funcionamiento en aspecto general de algunos métodos heurísticos y otros algoritmos de mayor complejidad para la resolución de modelos Bin Packing Problem (Elaboración propia, 2023)

Descritos estos procedimientos a continuación detallamos el algoritmo de generación de columnas el cual es utilizado frecuentemente en la literatura debido a la calidad de las soluciones encontradas mediante bajos tiempos de cómputo para la ejecución del algoritmo.

1.- Generación de patrones iniciales: El inicio del algoritmo requiere un conjunto inicial de patrones que forme una solución factible del problema original. Aunque existen diversos métodos para construir esta solución, comúnmente se emplean heurísticas o relajaciones continuas de la formulación teórica del modelo.

2.- Problema Maestro y Dual: A continuación, se formula el problema maestro y se obtiene su dual con el propósito de resolver la relajación lineal y evaluar la solución proporcionada.

$$\begin{aligned}
 (1) \quad & \text{Minimizar} \sum_K Z_K \\
 \text{Sujeto a:} \quad & \\
 (2) \quad & \sum_{j=1}^J a_{ik} Z_k = 1 \\
 (3) \quad & Z_k \in \{0,1\}, \forall k
 \end{aligned}$$

$$(4) \text{ Máximizat } \sum_K \Pi_i$$

*Sujeto a:*

$$(5) \sum_{j=1}^J a_{ik} \Pi_i \leq 1$$

$$(6) \Pi_i \text{ Libre}$$

3.- Subproblema: A su vez, se plantea un subproblema destinado a mejorar la solución actual del problema maestro. Este subproblema busca evaluar la conveniencia del nuevo patrón generado, incorporándolo a la solución actual en caso de mejorar la situación.

$$(7) \text{ Minimizar } \bar{c}$$

*Sujeto a:*

$$(8) \sum_i a_i l_i \leq w$$

$$(9) a_i \in \{0,1\} \forall i$$

Condición de optimalidad para la inclusión de un nuevo patrón.

$$(10) \bar{c}_k = 1 - \sum_k a_{ik} \Pi_i \geq 0, \forall k$$

Este proceso de resolución de dual y subproblema se repite de manera iterativa hasta que se cumpla el criterio de parada definido, que puede ser determinado por un número preestablecido de iteraciones, el método Branch and Bound, una condición específica de mejora en la solución, entre otros.

## 4. SOLUCIÓN

### 4.1 Alternativas de solución

1° Creación de un sistema para la definición de fechas de entrega:

Esta solución se fundamenta en un modelo de data mining que evalúa aspectos clave de cada pedido, como volumen, próxima frecuencia, estatus de inventario del cliente, días piso y predicciones de demanda. Complementariamente, se integra un modelo de optimización diseñado para maximizar el nivel de servicio, teniendo en cuenta la estructura de costos logísticos asociados con las distintas opciones de entrega identificadas previamente. Este enfoque se inspira en la exitosa implementación de un método similar para la empresa forestal Arauco.

2° Creación de un sistema de enrutamiento:

Se diseña en torno a la atención de las demandas de los clientes utilizando la estructura del modelo VRP con el objetivo de reducir la distancia recorrida de la flota actual de camiones disponibles para distribuir producto. Este enfoque se basa en la solución implementada por la empresa distribuidora de cemento.

3° Creación de un sistema de preparación de entregas:

La solución adoptada se fundamenta principalmente en la propuesta de la segunda alternativa. Se centra en un modelo de asignación inspirado en la estructura del Problema de Empaquetado de Contenedores (BPP), abordando específicamente la fase de preparación de despachos. Sin embargo, para la definición de fechas de entrega y la priorización de cargas, se introduce un parámetro de evaluación basado en la importancia de los pedidos. Esto se logra mediante la consideración de la pérdida de venta y la ganancia asociada al asegurar la entrega oportuna del pedido. Este parámetro actúa como un elemento de entrada para determinar qué pedidos deben asignarse a la próxima frecuencia de preparación, mientras que los demás se posponen para fechas posteriores.

## 4.2 Criterios de elección

A continuación, se exponen detalladamente los criterios de selección empleados para definir la solución al problema de priorización de órdenes y programación de entregas. Estos criterios se eligen minuciosamente para asegurar que la solución desarrollada cumpla con los requisitos esenciales de factibilidad, eficiencia y relevancia dentro del contexto específico de la empresa, teniendo en cuenta las restricciones inherentes al problema.

1. Evaluación de Recursos Actuales:

Este criterio evalúa cómo se integran las soluciones propuestas con los recursos disponibles en la empresa, considerando dispositivos tecnológicos, capacidades de almacenamiento, herramientas y entornos de programación, como Python.

2. Análisis de Costos de Implementación:

Este criterio analiza el costo total de inversión necesario para el desarrollo, implementación, mantenimiento y posibles actualizaciones de la solución propuesta.

3. Escalabilidad y Adaptabilidad

La solución debe tener la capacidad de adaptarse a cambios en parámetros y variaciones en la demanda sin experimentar impactos significativos en su desempeño. Esto implica la capacidad de modificar aspectos del sistema, como la incorporación de nuevas restricciones o casos especiales de pedidos o productos.

4. Facilidad de Integración y Uso

Evalúa la capacidad de la solución para integrarse de manera eficiente en los flujos de trabajo existentes, teniendo en cuenta la compatibilidad con las estructuras internas y proporcionando la capacitación necesaria para su utilización efectiva.

5. Ajuste a la Problemática

Subraya la importancia de que las soluciones seleccionadas se alineen de manera efectiva con la problemática específica, garantizando así una resolución eficiente y precisa.

### 4.3 Solución seleccionada

Dado los criterios de selección previamente establecidos y tras una cuidadosa evaluación de las opciones propuestas, se ha seleccionado la solución número 3. La elección se basa en la adecuación del modelo propuesto con respecto al funcionamiento del proceso actual de preparación de pedidos, enfocándose en la creación de patrones para equilibrar las cargas y maximizar la utilización de la capacidad de distribución. Otro aspecto relevante es la experiencia previa con este tipo de modelos, lo que facilita el desarrollo del sistema de acuerdo con las herramientas disponibles.

Soluciones	Evaluación de Recursos Actuales 15%	Análisis de Costos de implementación 10%	Escalabilidad y Adaptabilidad 25%	Facilidad de integración y uso 10%	Ajuste a la problemática 40%	Total
1°	5	5	2	4	2	2,95
2°	3	5	5	2	2	3,2
3°	4	5	5	3	4	4,25

Tabla 3. Elección de la solución a desarrollar basada en la importancia asignada a cada criterio usando una escala de 1 a 5 respecto al alineamiento con cada uno (Elaboración propia, 2023)

## 5. METODOLOGÍA Y PLAN DE IMPLEMENTACIÓN

### 5.1 Metodología para el desarrollo de solución

Para el correcto desarrollo e implementación de la solución escogida se crea un plan conformado por 5 etapas.

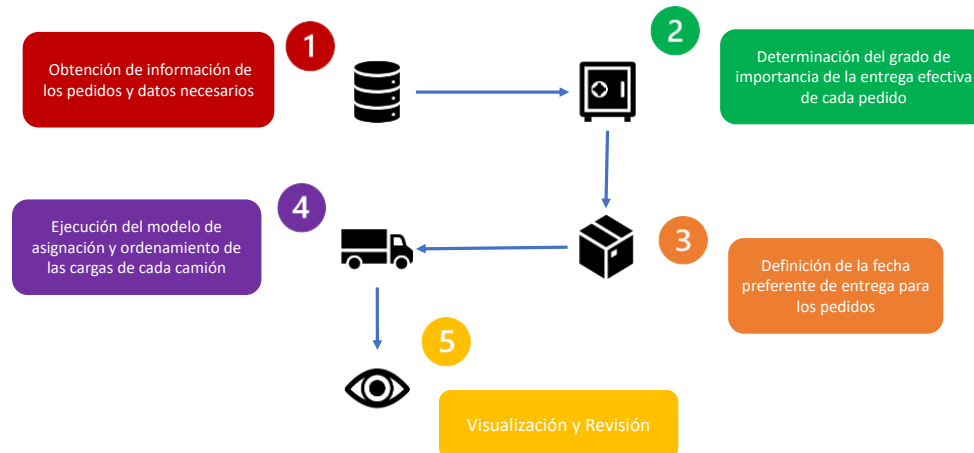


Figura 13: Etapas de desarrollo de la solución seleccionada en el inciso anterior. Enumerados desde una a cinco se resume el foco de cada paso para el desarrollo de la solución (Elaboración propia, 2023)

En la primera etapa, se recopilará toda la información necesaria de cada pedido diario, que incluye detalles sobre cada producto y la cantidad solicitada por los clientes en el día de análisis. Esta información se obtiene a través del ERP utilizado por Andina, que es SAP. Simultáneamente, se emplea la plataforma Retail Latam, la cual unifica la información proporcionada por las cadenas hacia Andina mediante sus propios servicios B2B. Esta plataforma informa sobre el estatus de ventas de los productos de la compañía y verifica los niveles de stock para establecer el diagnóstico pertinente sobre el estado de cada sala. Además, se utilizará información maestra sobre clientes (ID, frecuencias de compra, historiales, etc.) y sobre los productos comercializados por la empresa (conversiones de unidades, ID de producto, empaquetado, etc.). En esta etapa, es crucial verificar que se almacenen las versiones más actualizadas de la información.

Después de identificar y recopilar toda la información necesaria, se lleva a cabo una limpieza de las bases de datos utilizando Power Query. Finalmente, se procede a unificarlas mediante una tabla dinámica, ambas herramientas integradas en Excel. La elección de estas herramientas se basa en su uso generalizado en el equipo, y su interfaz gráfica facilita la creación de relaciones entre las bases de datos necesarias, permitiendo un manejo eficiente de la información.



En esta segunda etapa, se introduce un nuevo parámetro previamente definido por el equipo de trabajo con el objetivo de cuantificar la importancia de cada pedido con suficiente antelación para mejorar la efectividad de la programación. Se incorpora el concepto de "venta perdida", cuya lógica subyacente radica en evaluar las ventas que no se logran cubrir en función de los productos que componen el pedido, considerando únicamente el stock del local durante el período necesario para que llegue un nuevo cargamento al cliente. Además, se examina el caso en que la recepción del pedido se concreta efectivamente, un valor con el cual podemos determinar la ganancia potencial o el ahorro obtenido con el pedido en análisis.

Detallamos la formulación utilizada para calcular la venta perdida con entrega (VPC) y sin entrega de producto (VPS).

$$VPS = \left[ \left( \frac{SO_{U7}}{7} * LT2 \right) - ST \right] * PU$$

$$VPC = \left[ \left( \frac{SO_{U7}}{7} * LT1 \right) - ST - V \right] * PU$$

$$G = VPS - VPC$$

En este contexto, disponemos del parámetro  $SO_{U7}$ , que indica la venta en volumen del ítem analizado durante los últimos 7 días. Sin embargo, para productos de baja rotación, como aquellos exclusivos de alto valor monetario, se considera la venta de los últimos 14 días.  $LT1$  y  $LT2$  corresponden al tiempo hasta la siguiente entrega.  $ST$  representa el stock del producto en la sala del cliente que emite el pedido,  $V$  es el volumen del pedido y, finalmente,  $PU$  es el precio por unidad del producto.

Una vez calculados estos valores, podemos determinar la ganancia generada por cada pedido en términos monetarios, lo que nos facilita medir su importancia relativa. La etapa actual culmina con la creación de un documento CSV que sirve como el principal input para las etapas subsiguientes.

En la tercera etapa, utilizando Python, cargamos los datos preparados y definimos como parámetros los pesos basados en la participación de mercado de cada cadena, reflejando la fracción de la capacidad de distribución disponible para programar pedidos en la frecuencia correspondiente de los clientes. A continuación, ordenamos los pedidos de manera decreciente respecto a la ganancia potencial calculada previamente. Al iterar sobre la lista de pedidos, evaluamos la disponibilidad de

despacho. Si no surgen problemas, establecemos la fecha de entrega para 48 horas después de la emisión de la orden de compra, que corresponde al tiempo mínimo que tarda toda la operación de Coca-Cola Andina en llegar a sus clientes. Para aquellos pedidos que queden fuera de la programación debido a que se ha alcanzado la capacidad diaria, asignamos como fecha de entrega la frecuencia siguiente, según corresponda al plan de frecuencia que tenga el solicitante.

Luego de establecer las fechas de entrega, filtramos los pedidos con fechas de despacho en 48 horas para ejecutar nuestro modelo de optimización. Es crucial destacar que se deben realizar ajustes en las fechas de entrega en SAP para aquellos pedidos programados a más de 48 horas.

En la cuarta etapa, con la lista de pedidos disponible, continuamos con la fase que involucra el modelo de asignación encargado de generar los patrones de entrega para cada camión. Para ello, se formula de manera teórica un Problema de Programación Lineal Entera Mixta (MILP) basado en la estructura fundamental del problema de bin packing, que se detalla a continuación.

$$(1) \text{ Minimizar } \sum_k y_k$$

S. t

$$(2) \sum_i \sum_j V_{ij} (Z_{ijk} + A_{ijk}) \leq C y_k, i \in I, j \in J$$

$$(3) \sum_k x_{ijk} = 1, \forall i, j$$

$$(4) z_{ijk} \leq x_{ijk} \frac{C_i}{W_i}$$

$$(5) A_{ijk} \leq 1 - Z_{ijk}$$

$$(6) x_{ijk}, y_k \in \{0,1\}, \forall i, j, k$$

$$(7) Z_{ijk}, A_{ijk} \in (0,1), \forall i, j, k$$

Se establecen conjuntos e índices específicos. Se define  $i = \{1, \dots, n\}$  como el conjunto de índices de clientes,  $j = \{1, \dots, m\}$  para los pedidos emitidos, y  $k = \{1, \dots, t\}$  para el conjunto de vehículos disponibles. Los parámetros incluyen  $C$ , que representa la capacidad de carga de los vehículos, y  $V_{ij}$ , que indica el volumen del pedido  $j$  solicitado por el cliente  $i$ .

Las variables de decisión se definen como  $x_{ijk}$ , tomando el valor 1 si el pedido  $i$  solicitado por el cliente  $j$  es asignado al camión  $k$ , y 0 en caso contrario.  $y_k$  indica si el camión  $k$  está en uso, tomando valor 1 en caso afirmativo y 0 en caso contrario. Se introducen las variables continuas  $Z_{ijk}$ , que representan la fracción del pedido  $j$  solicitado por  $i$  asignado a  $k$ , y  $A_{ijk}$  que indica el complemento de  $Z_{ijk}$ .

La función objetivo busca minimizar el número de transportes utilizados, y las restricciones se establecen para garantizar que el volumen asignado a cada transporte no exceda su capacidad máxima, que todos los pedidos sean asignados, que la fragmentación sea consistente con la capacidad del camión, y que las variables cumplan con sus naturalezas respectivas.

La inclusión de variables continuas permite manejar pedidos que exceden la capacidad máxima de distribución de cada camión. La asignación de pedidos se realiza fragmentándolos según sea necesario para ajustarse a la capacidad de los vehículos. Por ejemplo, un pedido de 15 pallets se dividiría en un fragmento de 10 pallets para ocupar un camión completo y otro fragmento de 5 pallets. La división se refleja en los valores de las variables de decisión.

Dada la estructura del modelo anterior y considerando que la formulación se basa en un Problema del Tipo Bin Packing (BPP) del tipo NP-Hard, el cual requiere tiempos computacionales considerablemente altos para la obtención de una solución exacta, se desarrolla un algoritmo basado en el método por acotamiento. Este algoritmo tiene como objetivo mejorar la exploración del espacio de soluciones factibles, construido por el modelo a través de la metaheurística basada en la generación de columnas. Esta estrategia busca encontrar una solución óptima o factible de alta calidad en tiempos computacionales aceptables para la operación.

Se procede a detallar las etapas que componen el algoritmo construido para solucionar el problema de optimización en cuestión el cual se basa en el proceso de acotamiento del espacio de soluciones.

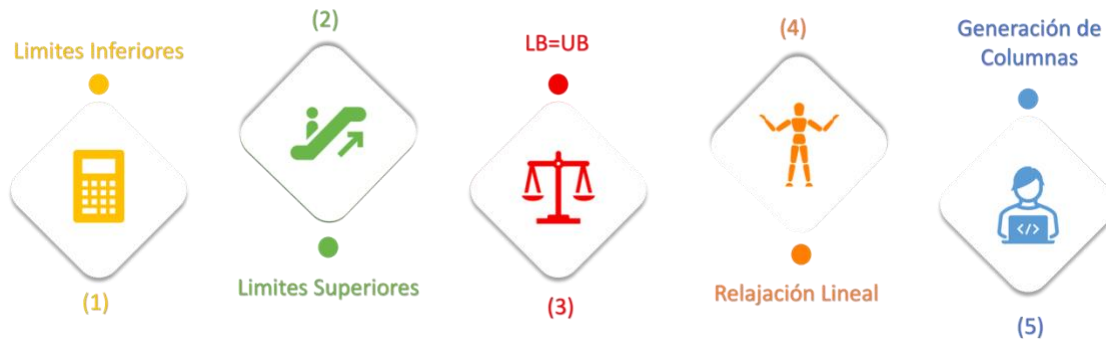


Figura 15: Seudo-Código para solución del MILP. Esquema resumen de los pasos necesarios para la construcción del método de solución del modelo construido previamente y mostrado en la figura 14. (Elaboración Propia, 2023)

En el primer paso, se procede a calcular una serie de límites inferiores mediante heurísticas simples para iniciar la delimitación del problema a resolver. Los métodos seleccionados son Bestfit, Firstfit y Worstfit, con sus versiones decreasing, definiendo al LW como el mejor valor de los métodos empleados.

De manera similar al paso anterior, en esta etapa se calculan límites superiores mediante la versión Nextfit de heurísticas simples. Esto se logra considerando la razón entre el número de pedidos y la capacidad máxima de almacenamiento de los camiones, y cerrando con la relajación lineal del modelo original. Se define al UB como el mejor valor entre los métodos empleados.

Una vez definidos ambos límites, se evalúa si estos poseen valores idénticos. En caso afirmativo, se resuelve el problema de optimización conociendo el número de contenedores para obtener los patrones de asignación, y se da por finalizado el código. En caso contrario, se continúa con los siguientes pasos del algoritmo.

Para iniciar la ejecución de la generación de columnas mediante la relajación lineal del modelo de optimización, resolvemos un subconjunto del problema original. Esto nos proporciona una solución inicial que marca el comienzo del proceso de generación de columnas.

Una vez definidos el problema maestro y el subproblema derivados del modelo original, se establece el número de iteraciones, la extensión de una lista tabú y la profundidad de los árboles de solución que se exploran. Todos estos parámetros se incorporan para mejorar el rendimiento durante la exploración del espacio de soluciones, dada la gran cantidad de combinaciones posibles debido al número de pedidos a programar.

Con el método de resolución del modelo declarado y disponiendo de la información necesaria proveniente del paso 3, ejecutamos la resolución del modelo construido en Python, similar al paso anterior, donde se generan los patrones de asignación para cada camión. Calculamos el nivel de ocupación obtenido y determinamos el número de vueltas necesarias para cumplir con los despachos. Dado que la flota no es suficiente para satisfacer cada pedido con un solo camión, evaluamos la viabilidad del factor de recarga.

En la última parte de esta etapa, cada camión organiza su carga en orden descendente según la ganancia generada por la entrega previamente calculada. Este proceso se realiza con el propósito de crear despachos equilibrados, considerando la importancia de las cargas transportadas y buscando diversificar el riesgo de no entrega.

En la última etapa de la metodología, se crea una visualización mediante Power BI que permite observar la información más relevante de cada pedido junto con todos los datos adicionales obtenidos en todo el proceso previo. Además, se incorporan los valores de los indicadores generados a partir de la programación, lo que facilita la evaluación directa de la calidad de la solución. Esta visualización está diseñada para ser utilizada por el equipo de Servicio al Cliente (CS) y el equipo de programación. Es crucial que ambas áreas se involucren en el proceso de mejora continua de la solución, ya sea ajustando elementos existentes, incluyendo nuevas métricas o restricciones necesarias para alcanzar los niveles actuales de calidad con el proceso manual actual y poder llevarlo a un nivel superior.

## 5.2 Plan de Implementación

Respecto al proceso de implementación y gracias a la estructuración de la metodología dividimos el proceso en 3 fases que se detallan a continuación:

### **PRIMERA FASE:**

La obtención, unificación y análisis de datos comprenden principalmente las etapas (1) y (2) de la metodología de solución. En esta fase, se lleva a cabo todo el preprocesamiento necesario para la información, que incluye limpieza y/o modificación de formato. En cuanto a la información de los pedidos diarios, en una primera instancia se obtendrá manualmente desde SAP, a la espera de que el equipo encargado de los permisos de la plataforma habilite las conexiones directas desde el sistema ERP dada la solicitud realizada y las modificaciones necesarias en las transacciones ya listadas. En relación con la interpretación de los valores obtenidos, como la ganancia, previamente se realiza un análisis exploratorio tomando días de alta y baja venta. El objetivo es comprender el comportamiento de las ventas perdidas en relación con la cantidad solicitada y la calidad de la compra ejecutada por los clientes. Este análisis proporciona la justificación para la introducción de este parámetro en el modelo. La aplicación de este parámetro se lleva a cabo específicamente en las entregas posteriores a la cuotificación. Este enfoque simplifica el modelo al evitar la necesidad de subdividir las órdenes debido a que superan la capacidad máxima individual por camión. Esta simplificación no solo favorece la complejidad del modelo, sino que también mejora la aplicabilidad del método de solución desarrollado en la etapa anterior, el cual se basa en el algoritmo de generación de columnas.

### **SEGUNDA FASE**

La fase que engloba los pasos (3) y (4) del procedimiento se centra en el modelado, prueba, preparación y obtención de soluciones. En esta etapa, se requiere conocimiento y habilidad para traducir la formulación del modelo teórico al lenguaje Python. En este caso, se opta por la utilización de la librería PuLP, la cual se emplea para resolver problemas lineales programados en Python. Es crucial optimizar los parámetros incluidos en el código del modelo, especialmente en el ámbito de la generación de columnas, para controlar la divergencia de los espacios de soluciones.

La complejidad intrínseca se encuentra en la interdependencia de estos parámetros en cada escenario de estudio específico. Por lo tanto, se lleva a cabo un análisis exhaustivo de dos semanas

de pedidos con el propósito de evaluar el rendimiento del algoritmo. Además, para un mejor control de la herramienta, se implementa una subdivisión de la zona central, específicamente en relación con la región metropolitana, considerando las cuatro macrozonas en la capital (Oriente, Poniente, Sur y Norte). La clasificación de cada comuna se basó principalmente en patrones ya utilizados en el proceso de programación, permitiendo así una evaluación más precisa y detallada del funcionamiento del algoritmo en diferentes contextos geográficos.

Este análisis se centra en los tiempos de cómputo y en el control de los espacios de soluciones. La meta es construir un espectro que refleje la convergencia del algoritmo y el número de pedidos que puede gestionar el modelo dentro de límites de tiempo coherentes, garantizando así una aplicación efectiva del modelo. Para las pruebas de funcionamiento lógico, se emplean instancias artificiales de baja y media complejidad. Estas instancias facilitan la validación del desempeño adecuado del modelo en escenarios controlados verificables manualmente la asignación óptima.

### **TERCERA FASE**

Esta fase abarca el proceso relacionado con la etapa (5), donde se desarrollan las visualizaciones de las soluciones mediante Power BI. Estas visualizaciones se ponen a disposición de los equipos involucrados para utilizar la nueva información en sus procesos de toma de decisiones. Además, esta fase incluye la gestión y comunicación de los cambios necesarios para aprovechar al máximo la nueva herramienta construida.

De manera simultánea se programa una reunión con el equipo Customer donde se presentan los beneficios, funcionalidades de la nueva herramienta, los cambios en la ejecución de ciertos procesos y la participación esperada de los miembros del equipo para una correcta implementación. Igualmente, se organiza una reunión con los equipos de distribución y programación, las otras dos áreas involucradas, para ejecutar un piloto el cual consiste en la utilización del sistema de manera paralela a los procedimientos actuales presentándola como una herramienta de apoyo en la toma de decisiones debido a las dificultades que presenta un cambio del procedimiento actual al 100% en un periodo tan corto de estudio.

Finalmente, se realiza un seguimiento para asegurar el cumplimiento de los aspectos acordados en cada área y se realiza el monitoreo pertinente respecto a funcionamiento como resultados obtenidos sobre el impacto diario del sistema.



### 5.3 Análisis de Riesgo

La matriz de riesgos siguiente evalúa la probabilidad de ocurrencia del evento en análisis en el eje Y, mientras que en el eje X considera el impacto o las consecuencias que podrían surgir en caso de que el evento se materialice.

		IMPACTO				
		Insignificante	Menor	Significativo	Mayor	Severo
		1	2	3	4	5
PROBABILIDAD	5	Casi seguro		Resistencia al cambio	Falta de apoyo y comunicación entre áreas	
	4	Probable				
	3	Moderada	Falta de habilidades técnicas	Análisis de resultados poco concluyentes y erróneos		
	2	Poco Probable	Compatibilidad con el sistema		Retraso en implementación	
	1	Raro				

Figura 16. Matriz de riesgos asociados al proceso de implementación. En el eje horizontal en una escala del 1 al 5 se mide el impacto generado en el proyecto y en el eje vertical igualmente en una escala del 1 al 5 donde se mide la probabilidad de ocurrencia que tienen los eventos analizados en este caso (Elaboración Propia, 2023).

Los principales riesgos que pueden afectar a la implementación del proyecto son:

- Resistencia al cambio por parte del personal

Cultivar una relación cercana con el personal involucrado emerge como un pilar fundamental. Esto no solo posibilita la exposición de los beneficios inherentes al proyecto, sino que también abre espacio para escuchar y abordar las posibles incertidumbres que podría generar en las labores cotidianas de los trabajadores. La disposición inmediata para resolver dudas se erige como esencial, fomentando una red de comunicación directa que va más allá de la estructura formal de reuniones periódicas. Aunque reconocemos la necesidad y la corrección política de estas reuniones programadas, no deberíamos depender exclusivamente de este medio. La promoción activa de los beneficios potenciales se posiciona como una estrategia más efectiva que ponderar las posibles pérdidas generadas por el cambio.

- Falta de apoyo y comunicación entre áreas

El rendimiento efectivo de diversos equipos de trabajo se posiciona como una parte central e ineludible del proyecto, ya que su éxito está intrínsecamente ligado al cumplimiento de acuerdos establecidos. Para asegurar la implementación exitosa según la planificación, se llevará a cabo un monitoreo constante de este aspecto, gestionando de manera proactiva cualquier incumplimiento que surja con los involucrados. Con la aprobación formal en marcha, resulta imperativo garantizar la ejecución efectiva del proyecto. Es crucial clarificar de manera precisa el rol que debe desempeñar cada área, teniendo siempre presente que el beneficio global apunta a una mejora sustancial para la empresa. Esto requiere un trabajo colaborativo de todas las áreas, incluso cuando sus objetivos principales o métricas particulares no estén alineados inicialmente con los del proyecto.

- Retraso en implementación

Con la disposición plena de todos los equipos y la coordinación necesaria, se busca dar inicio a la fase de marcha blanca, marcando así el punto de partida para la etapa final de la implementación del proyecto. Para evitar inconvenientes, resulta fundamental establecer plazos concretos desde el inicio, asignando una holgura adicional a aquellas tareas que puedan tener mayor probabilidad de retraso. Se reconoce la complejidad inherente al proyecto, comprendiendo que existen aspectos o actividades que no dependen directamente de quienes ejecutan el proyecto. Esta previsión contribuye a una gestión más efectiva del cronograma y fortalece la capacidad de adaptación ante posibles desafíos.

- Falta de habilidades Técnicas

Es imperativo brindar capacitación a los involucrados acerca del funcionamiento de la herramienta y las expectativas vinculadas a su utilización. El objetivo es que todos los participantes del proyecto adquieran un nivel de destreza suficientemente elevado en el manejo de la herramienta. Esto no solo les permitirá abordar posibles inconvenientes, sino también proponer mejoras al proceso establecido. La meta es lograr una utilización que tenga un sentido profundo, fomentando la comprensión de la lógica del sistema y sus beneficios, en lugar de simplemente ejecutar tareas sin comprender el propósito subyacente.

- Compatibilidad con los sistemas actuales

La integración efectiva de la herramienta actual con las plataformas y herramientas de uso común es crucial para evitar dificultades en el desarrollo de las tareas diarias de los equipos. En este sentido, se han seleccionado herramientas y software ampliamente utilizados por el equipo, como Excel, Power BI y Python, siendo este último menos frecuente pero no completamente desconocido para todos. Por lo tanto, se hace necesario fomentar su uso, no solo en beneficio del proyecto, sino también al poner a disposición de los miembros del equipo nuevas herramientas que pueden aplicar a sus labores diarias y facilitar el manejo de la información.

## 5.4 Evaluación económica

Se realizó un análisis económico exhaustivo para evaluar la viabilidad del proyecto en comparación con la opción de no implementarlo. La inversión total necesaria para el proyecto, que incluye salarios y capacitaciones para el equipo, asciende a \$7.590.000.

INDICADORES	CON PROYECTO	SIN PROYECTO
<b>VAN</b>	\$6.803.478.017	\$6.413.618.905
<b>CAUE</b>	-\$1.051.199.085	-\$1.106.468.720

Tabla 4. Indicadores financieros para evaluar el actual proyecto. Se determina el VAN y el CAUE respecto a la situación con proyecto versus el escenario sin el proyecto. (Elaboración propia, 2023)

A partir de los resultados obtenidos, podemos afirmar que el Valor Actual Neto (VAN) en ambos escenarios es positivo. No obstante, en la situación con el proyecto, se observa una rentabilidad superior en comparación con la situación sin proyecto. En otras palabras, la implementación del proyecto resulta más ventajosa desde una perspectiva financiera, ya que genera un VAN positivo y, por ende, proporciona un rendimiento más atractivo en comparación con la alternativa de no llevar a cabo la inversión.

De manera similar, al evaluar el Costo Anual Uniforme Equivalente (CAUE), que facilita la comparación de los proyectos en términos de costos asociados, observamos que en ambos casos los valores son negativos. Sin embargo, es relevante destacar que el análisis del escenario con el proyecto muestra un valor de este indicador inferior en comparación con la situación sin proyecto. Esto indica que, desde la perspectiva de costos anuales equivalentes, la implementación del proyecto resulta más eficiente en términos financieros en comparación con la alternativa de no llevar a cabo la inversión.

Basándonos en ambos análisis de los indicadores mencionados, llegamos a la conclusión de que la ejecución del proyecto es rentable en la situación actual de la empresa. Tanto desde la perspectiva de rentabilidad, evidenciada por un Valor Actual Neto (VAN) positivo, como en términos de eficiencia en costos, demostrada por un Costo Anual Uniforme Equivalente (CAUE) más favorable en comparación con la situación sin proyecto, la implementación del proyecto se presenta como una opción financiera favorable y ventajosa para la empresa.

En el contexto del análisis de sensibilidad, podemos deducir que cuando el costo por Unidad de Carga (UC) transportada alcanza el valor de 0.1, nos situamos en un punto de equilibrio donde la elección entre llevar a cabo o no el proyecto se vuelve indiferente. Sin embargo, dado que esta igualdad conlleva un resultado negativo, se descarta de manera definitiva la opción de implementar el proyecto. Es relevante destacar que, aunque este costo es notablemente bajo en comparación con las operaciones diarias de Coca Cola Andina, no genera repercusiones significativas. Es evidente que a medida que el costo por UC para transportar los volúmenes solicitados aumenta, la viabilidad y beneficio económico de llevar a cabo el proyecto se vuelven más evidentes.

Figura 18. Visualización de la información sobre los pedidos obtenida desde SAP. Mediante la transacción ya existente se obtiene el detalle diario de cada pedido generado por los clientes en un día particular eligiendo la disposición de cada columna de manera que facilite la manipulación de datos. (Elaboración propia, 2023)

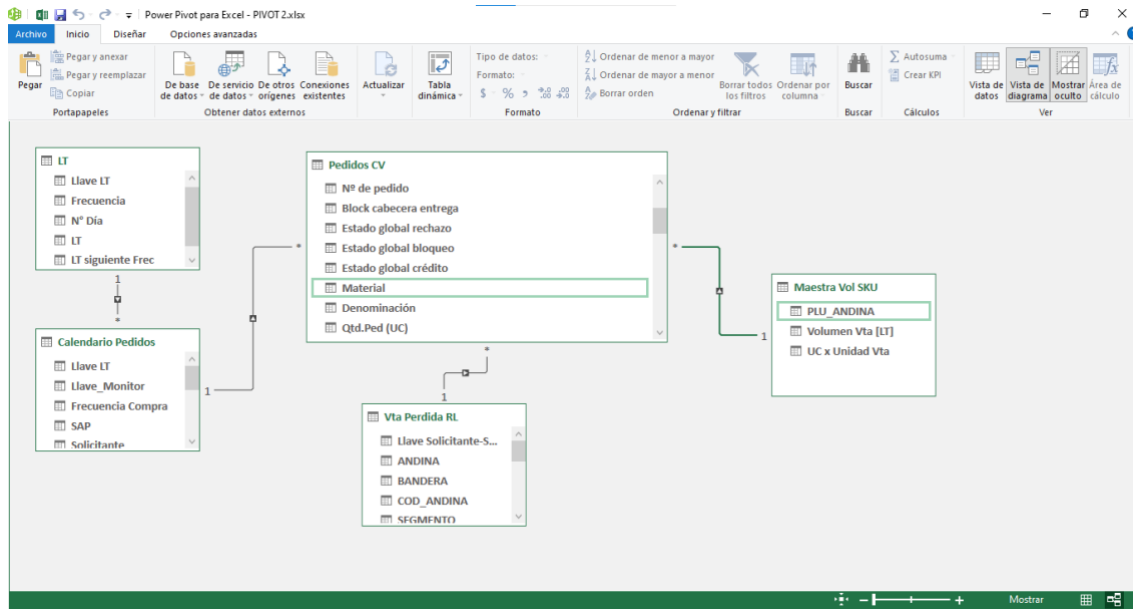


Figura 19. Conexiones de datos maestros mediante pivot para la obtención de la ganancia asociada a cada pedido asociada (elaboración propia)

En la segunda etapa, presentamos capturas del entorno y salidas de prueba donde se programa el modelo. El detalle completo del modelo puede ser revisado en el apartado de anexos, donde se encuentra adjunto en su totalidad.

```
#Prueba 2 de rendimiento'''
tiempo_inicio = time.time()
capacidad_contenedor = 1400
max_iteraciones = 5
profundidad_maxima=10
max_longitud_tabu = 20
lista_tabu = ListaTabu(max_longitud_tabu) # Capacidad máxima de cada contenedor
mejor_solucion, patrones = bin_packing(elementosP25, capacidad_contenedor, max_iteraciones, lista_tabu, profundidad_maxima)

# Mostrar la solución
n = int(mejor_solucion) # Número óptimo de contenedores utilizados
mostrar_solucion(patrones[:n], elementos, capacidad_contenedor)

tiempo_fin = time.time()
tiempo_total = tiempo_fin - tiempo_inicio
print(f"Tiempo total de ejecución: {tiempo_total} segundos")

Contenedor 68: Elementos [1400,0(1.0)] - Utilización: 100.00%
Utilización general de los contenedores: 89.48%
Contenedor 69: Elementos [1400,0(1.0)] - Utilización: 100.00%
Utilización general de los contenedores: 90.81%
Contenedor 70: Elementos [1400,0(1.0)] - Utilización: 100.00%
Utilización general de los contenedores: 92.14%
Contenedor 71: Elementos [1400,0(1.0)] - Utilización: 100.00%
Utilización general de los contenedores: 93.48%
Contenedor 72: Elementos [1138.175(1.0), 154.807(1.0), 69.378(1.0), 15.324(1.0), 10.179(1.0)] - Utilización: 99.13%
Utilización general de los contenedores: 94.80%
Contenedor 73: Elementos [240.811(1.0), 3.998(1.0), 560.918(1.0), 1.999(1.0), 1.999(1.0), 11.254(1.0), 547.46(1.0), 26.046(1.0)] - Utilización: 99.61%
Utilización general de los contenedores: 96.13%
Contenedor 74: Elementos [1368.992(1.0), 29.728(1.0)] - Utilización: 99.91%
Utilización general de los contenedores: 97.46%
Contenedor 75: Elementos [1400,0(1.0)] - Utilización: 100.00%
Utilización general de los contenedores: 98.79%
Tiempo total de ejecución: 423.9255619049072 segundos
```

Figura 20. Funcionamiento del modelo construido y visualización de la salida de los patrones generados con el método de solución construido

En la última etapa del proceso de implementación, presentamos la visualización creada en Power BI, asignando a cada elemento previamente acordado una disposición individual en la interfaz. Además, se llevó a cabo una reunión con los equipos involucrados el pasado 23-11-2023 para comunicar y llegar a acuerdos sobre el uso del sistema creado, permitiendo así evaluar su funcionamiento.



Figura 21. Visualización del Dashboard construido para la visualización de los resultados obtenidos sobre los pedidos, las asignaciones y los indicadores de rendimiento asociados al sistema creado



## 6.2 Resultados

En relación a las pruebas realizadas con los pedidos ingresados durante el periodo entre el 25/11/23 y el 08/12/2023 que son abastecidos exclusivamente desde el centro de distribución ubicado en Carlos Valdovinos en la región metropolitana, se detallan a continuación los resultados obtenidos mediante el cálculo de indicadores durante este periodo.

La evaluación de los resultados se inicia con el análisis de los valores obtenidos para el porcentaje de Ganancia Priorizada, haciendo hincapié en la etapa de definición de fechas de entrega. En el periodo estudiado, se logró capturar, en promedio, un 62% de las ganancias, con valores mínimos cercanos al 50% y máximos del 72%. En comparación con la situación sin proyecto, donde el rango de variación va desde el 45% hasta el 75%, con valores promedio del 60%, podemos concluir que se alcanzó la meta planteada. Se observa una mejora en el valor promedio en 2 puntos y una reducción en la dispersión de los resultados, comprendiendo que debido a la demanda estacionaria de la empresa, siempre existirán periodos de alta y baja demanda.

En cuanto a los KPI de calidad del modelo, el nivel de utilización alcanza un valor promedio del 98.2%, situándose ligeramente por encima de los umbrales actuales basados en los valores históricos de la programación de entregas. Al evaluar la situación por casos individuales durante el periodo de estudio, el 91% de los casos presenta variaciones de 1% o menos en comparación con el valor promedio mencionado. De este modo, los valores obtenidos cumplen con los niveles esperados, respaldando el funcionamiento eficiente del modelo.

En relación con el factor de recarga, los valores históricos indican un promedio de 1.8, coincidiendo con los valores obtenidos durante el periodo de estudio sin el proyecto. Por otro lado, con la implementación del sistema, los valores alcanzados fueron en su mayoría de 2.1. En este caso, no se logran alcanzar los valores esperados, presentando una discrepancia con las expectativas establecidas.

Finalmente, el indicador del rendimiento de cómputo presentó valores cercanos a los 80 minutos de ejecución, dependiendo de la cantidad de pedidos diarios. En general, se trabajó con alrededor de 1200 pedidos que ingresaron durante el periodo de estudio. Esto nos permitió concluir que el

sistema posee un tiempo de ejecución un 20% mayor que la forma actual de procedimiento. Cabe destacar que el proceder del equipo de programación no está cronometrado, y los valores utilizados en este caso se obtienen desde la experiencia de trabajadores que llevan años en la compañía. Por lo tanto, el tiempo real de ejecución podría disminuir la brecha calculada.

## 7. Conclusiones

Los resultados obtenidos indican que la implementación del nuevo sistema para la programación de entregas y preparación de despachos alcanzó los estándares de calidad esperados en tres de los cuatro indicadores de rendimiento previamente establecidos. Aunque las reformulaciones necesarias en las diferentes áreas de Coca-Cola Andina y el corto periodo de implementación impiden cambios a gran escala en los procesos internos de la compañía, la calidad actual de las soluciones generadas posiciona la herramienta como complementaria. Ofrece una justificación cuantitativa para la toma de decisiones de los equipos, centrada en la venta de productos, y representa una oportunidad atractiva para impulsar este aspecto de manera eficiente en la empresa.

La implementación de la nueva herramienta complementa eficazmente el trabajo diario del equipo, especialmente en la programación de fechas de entrega. Ahora, se logra identificar con mayor facilidad y cuantificar la urgencia de los pedidos de los clientes, permitiendo una gestión más eficiente para reducir la probabilidad de retorno, cuando sea necesario. Además, la herramienta actúa como un asistente en la programación diaria de pedidos, manteniendo los parámetros actuales de manera consistente.

Además de mejorar el indicador de ganancia capturada, la herramienta facilita la evaluación de la calidad de las compras realizadas por los clientes. Esto permite gestionar de manera más efectiva el proceso de compra, impulsando las ventas de la compañía con la misma eficiencia en la programación actual. Además, proporciona argumentos sólidos para solicitar un aumento en la flota con mayor antelación, contribuyendo así a mejorar la operación de manera más rápida.

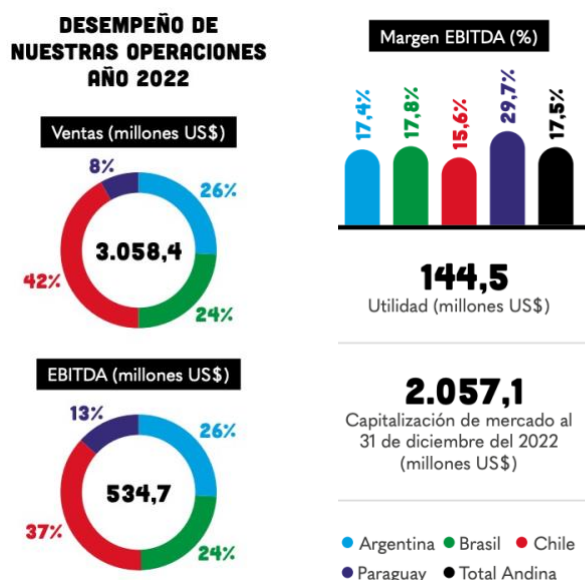
Desde una perspectiva personal, esta experiencia representó una valiosa oportunidad para aplicar los conocimientos adquiridos a lo largo de mi carrera. No solo se trató de desempeñar un rol específico en la empresa, sino también de impulsar una propuesta propia con un impacto real, sirviendo como base para mejorar los procesos existentes en la organización.

Como oportunidad de mejora, se sugiere profundizar en el aspecto técnico del modelo para optimizar su rendimiento, buscando alcanzar tiempos de cómputo más eficientes sin comprometer la calidad en la generación de patrones. Además, se plantea la posibilidad de mejorar la

complementariedad del modelo al incorporar nuevas restricciones asociadas a eventos específicos, lo que permitiría generalizar el sistema para más clientes de la compañía. Asimismo, se propone explorar la clusterización de clientes, considerando, por ejemplo, la posición geográfica, lo que facilitaría subdividir la aplicación del sistema y mejorar su rendimiento al trabajar con un número menor de pedidos que se resuelvan de manera simultánea.

## 8. ANEXOS

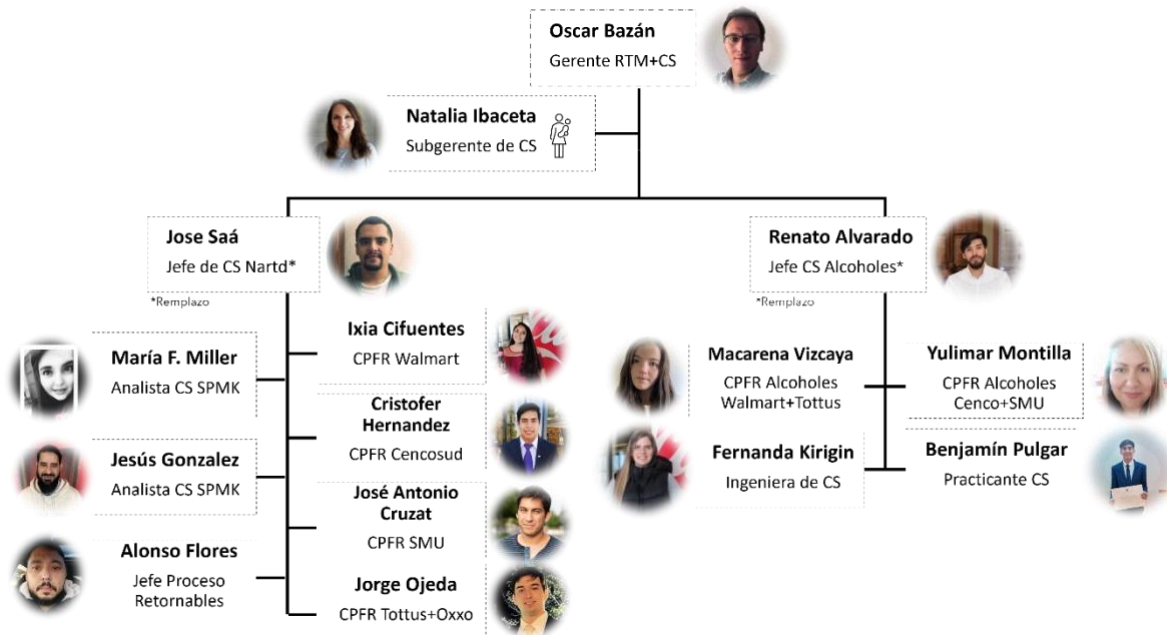
### 8.1 Figuras e información complementaria



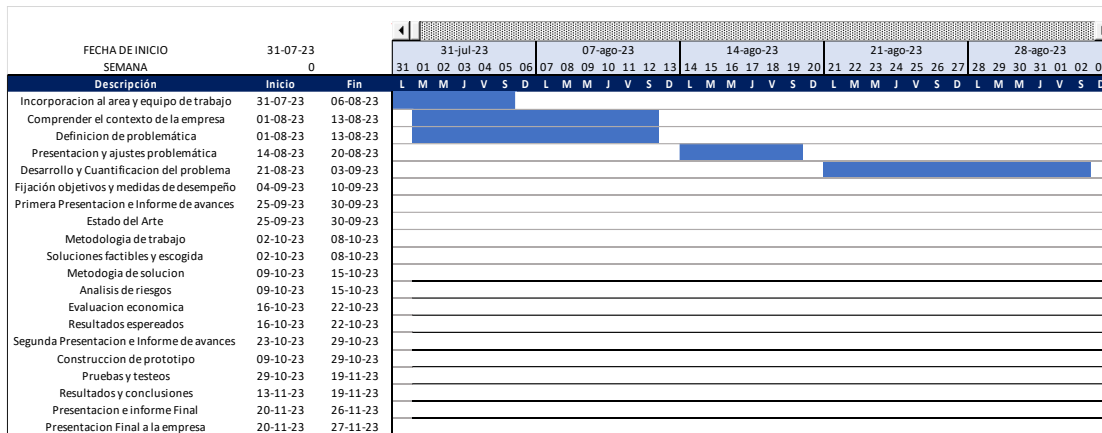
Anexo 1: Resultados operacionales de Andina en sus cuatro filiales sudamericanas Autor: Koandina. (2022). Memoria Integrada 2022 [Archivo PDF]. Recuperado de <https://www.koandina.com/uploads/Memoria%20Integrada%202022.pdf>

<b>Volumen de Ventas Total</b> <b>319,3</b> millones de cajas unitarias	gaseosas 166,1	<b>Consumo Anual Per Capita Total</b> <b>662,2</b> botellas clásicas de 237cc	gaseosas 376,5
	jugos y otros no alcohólicos 54,5		jugos y otros no alcohólicos 70,7
<b>Participación de Mercado *</b> <b>clientes</b> <b>70 mil</b>	aguas 57,4	<b>Resultado Operacional</b> <b>MMUSD 154,4</b> 398 mil km <sup>2</sup> Extensión Franquicia	aguas 116,4
	cervezas 41,7		cervezas 98,6
	gaseosas 64,4%		MMUSD 201,0 ebitda
	jugos y otros 40,0%		10,1 millones Habitantes Franquicia
	aguas 44,0%		

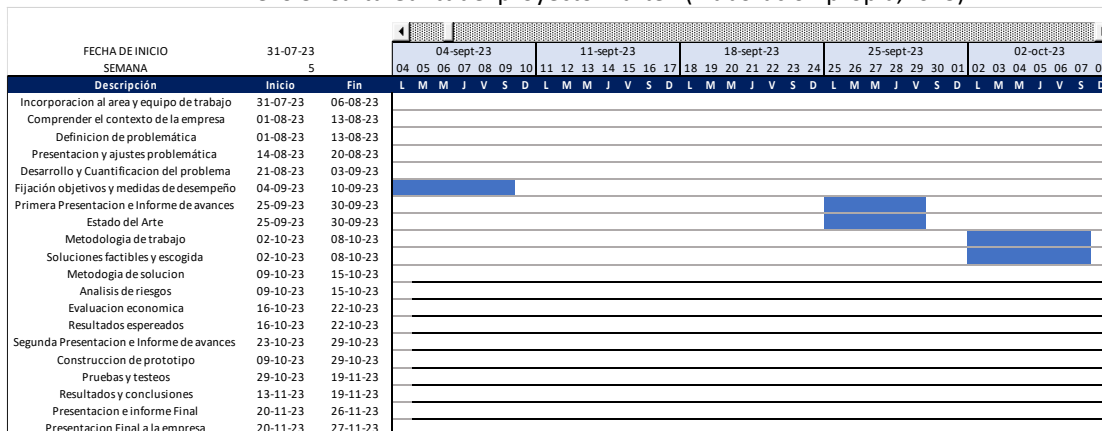
Anexo 1.1: Resumen Ventas, Participación de mercado y Consumo Anual Autor: Chile- Coca Cola Andina. (s/fec). Koandina.com. Recuperado el 18 de noviembre de 2023, de <https://www.koandina.com/pagina.php?p=operaciones-Chile>



Anexo 2: Organigrama del equipo de Customer Service Autor: Elaboración Propia



Anexo 3: Carta Gantt del proyecto. Parte1 (Elaboración propia,2023)



[illegible]
$$\text{minimizar } \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ij} \quad (15)$$
$$\sum_{i \in V} x_{ij} = 1; \quad \forall j \in V \setminus \{0\} \quad (16)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ij} = 1; \quad \forall i \in V \setminus \{0\} \quad (17)$$

$$\sum_{i \in V} x_{i0} = K; \quad (18)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0j} = K; \quad (19)$$

$$\sum_{i \notin S} \sum_{j \in S} x_{ij} \geq r(S) \quad \forall S \subseteq V \setminus \{0\}, S \neq \emptyset \quad (20)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in V \quad (21)$$

$X_{ij}$ : Toma valor 1 si se utiliza la ruta que sale desde  $i$  y llega a  $j$ ; 0 en cualquier otro caso

Función objetivo:

Minimiza la distancia recorrida total para todos los vehículos (15)

Restricciones:

Cada cliente debe ser asignado a una sola ruta y solo puede ser visitado una vez (16-17)

Se define el número de vehículos a utilizar (18)

Todos los vehículos deben finalizar la ruta en el centro de distribución (19)

La capacidad de transporte de cada vehículo no debe ser sobrepasada y se evita que se formen subciclos en las asignaciones (20)

$$\text{minimize } z = \sum_{i=1}^n y_i \quad (8.1)$$

$$\text{subject to } \sum_{j=1}^n w_j x_{ij} \leq c y_i, \quad i \in N = \{1, \dots, n\}, \quad (8.2)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, \quad j \in N, \quad (8.3)$$

$$y_i = 0 \text{ or } 1, \quad i \in N, \quad (8.4)$$

$$x_{ij} = 0 \text{ or } 1, \quad i \in N, j \in N, \quad (8.5)$$

where

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{if bin } i \text{ is used;} \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if item } j \text{ is assigned to bin } i; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Anexo 7: Formulación clásica del BPP Autor: Martello, S., & Toth, P. (1990). Knapsack problems: Algorithms and computer implementations. John Wiley & Sons.

$$\text{minimizar } \sum_{j=1}^J y_j \quad (4)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i=1}^I a_i \lambda_{ij} \leq c y_j, \quad i \in I, j \in J \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^J \lambda_{ij} = 1, \quad i \in I, j \in J \quad (6)$$

$$\lambda_{ij} = \alpha_j x_{ij}, \quad i \in I, j \in J \quad (7)$$

No negatividad:

$$x_{ij}, y_j \in \{0, 1\}, \quad i \in I, j \in J$$

$$\lambda_{ij}, \alpha_j \in [0, 1], \quad i \in I, j \in J$$



Anexo 8: BPP con fragmentación de objetos Autor: Rojas Polo, J. E., Inga Quezada, A. J., Basurto Castro, M. F., Callupe Rivera, S., Luis Vasquez, K. M., & Morales Villafuerte, Y. (2019). Mejora del sistema de distribución de una empresa comercializadora de cemento y materiales de construcción mediante el uso de modelación matemática. *LACCEI, Inc.*

$$\begin{aligned}
 & \min v \\
 & \text{subject to:} \\
 & l_{ij} + l_{ji} + b_{ij} + b_{ji} + p_{ij} + p_{ji} \geq 1 \quad \text{for } i, j \in \mathcal{I}, i < j \\
 & x_i - x_j + Wl_{ij} \leq W - w_i \quad \text{for } i, j \in \mathcal{I} \\
 & y_i - y_j + Hb_{ij} \leq H - h_i \quad \text{for } i, j \in \mathcal{I} \\
 & m_i - m_j + np_{ij} \leq n - 1 \quad \text{for } i, j \in \mathcal{I} \\
 & x_i \leq W - w_i \quad \text{for } i \in \mathcal{I} \\
 & y_i \leq H - h_i \quad \text{for } i \in \mathcal{I} \\
 & m_i \leq v \quad \text{for } i \in \mathcal{I} \\
 & 1 \leq m_i \quad \text{for } i \in \mathcal{I} \\
 & m_i \leq i \quad \text{for } i \in \mathcal{I} \\
 & l_{ij}, b_{ij}, p_{ij} \in \{0, 1\} \quad \text{for } i, j \in \mathcal{I}, i \neq j \\
 & x_i, y_i, m_i, v \in \mathbb{N}
 \end{aligned}$$

Anexo 9: BPP formulación para elementos en dos dimensiones Autor: Blum, C., & Schmid, V. (2013). Solving the 2D bin packing problem by means of a hybrid evolutionary algorithm. *Procedia Computer Science*, 18, 899–908. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.255>

## 8.2 Código

#GENERACIÓN DE COLUMNAS incluimos lista tabú para mejorar el rendimiento y con limitación de profundidad

```
class ListaTabu:
    def __init__(self, max_longitud):
        self.lista = []
        self.max_longitud = max_longitud

    def agregar(self, elemento):
        self.lista.append(elemento)
        if len(self.lista) > self.max_longitud:
            self.lista.pop(0)

    def esta_en_tabu(self, elemento):
        return elemento in self.lista

class Patron:
    def __init__(self, elementos, costo):
        self.elementos = elementos # Lista de elementos en el patrón
        self.costo = costo # Costo asociado al patrón

def resolver_subproblema(patrones, elementos):
    # Construir la matriz de coeficientes para el subproblema
    coeficientes = []
    for patron in patrones:
        fila = [1 if i in patron.elementos else 0 for i in range(len(elementos))]
        coeficientes.append(fila)
    coeficientes = np.array(coeficientes)
    b_ub = [1] * len(patrones)
    coeficientes = coeficientes.reshape(len(patrones), len(elementos))

    # Función objetivo para maximizar la utilización de espacio en los contenedores
    c = [-1] * len(elementos)

    # Resolver el subproblema utilizando el método Simplex
    resultado = linprog(c, A_ub=coeficientes, b_ub=b_ub, bounds=[(0, 1)] * len(elementos))

    # Obtener las variables duales (Yi) del resultado óptimo del subproblema
    variables_duales = resultado['x']

    return variables_duales

def resolver_relajacion_lineal(elementos, capacidad_contenedor):
    # Crear el problema de programación lineal fraccional
    problema = pulp.LpProblem("Relajacion_Lineal_Bin_Packing", pulp.LpMinimize)
```

```
# Variables binarias: si el objeto i se asigna al contenedor j
x = {(i, j): pulp.LpVariable(f"x_{i}_{j}", cat='Binary') for i in range(len(elementos)) for j in
range(len(elementos))}

# Variables binarias: si se utiliza el contenedor j
Y = {j: pulp.LpVariable(f"Y_{j}", cat='Binary') for j in range(len(elementos))}

# Función objetivo: minimizar el número de contenedores utilizados
problema += pulp.lpSum([Y[j] for j in range(len(elementos))]), "Numero_Contenedores"

# Restricciones: cada objeto debe ser asignado a exactamente un contenedor
for i in range(len(elementos)):
    problema += pulp.lpSum([x[i, j] for j in range(len(elementos))]) == 1, f"Restriccion_Objeto_{i}"

# Restricciones: no se debe exceder la capacidad de cada contenedor
for j in range(len(elementos)):
    problema += pulp.lpSum([x[i, j] * elementos[i] for i in range(len(elementos))]) <=
capacidad_contenedor * Y[j], f"Restriccion_Capacidad_{j}"

# Resolver el problema
problema.solve()

# Obtener la solución
patrones = []
for j in range(len(elementos)):
    elementos_asignados = [i for i in range(len(elementos)) if x[i, j].value() == 1]
    if elementos_asignados:
        patrones.append(Patron(elementos_asignados, Y[j].value()))

return patrones

def generar_columnas(patrones, elementos, mejor_solucion, max_iteraciones,
lista_tabu, profundidad_maxima):
    iteraciones = 0
    profundidad_actual=0
    while True:
        iteraciones += 1
        dual_vars = resolver_subproblema(patrones, elementos)

        # Resolver el problema maestro con las variables duales
        problema_maestro = pulp.LpProblem("Problema_Maestro_Bin_Packing", pulp.LpMinimize)

        # Variables del problema maestro: patrones y sus coeficientes
        patrones_vars = [pulp.LpVariable(f"Patron_{i}", lowBound=0, cat='Integer') for i in
range(len(patrones))]
        coeficientes = [patron.costo for patron in patrones]
```

```
# Función objetivo del problema maestro: minimizar el costo total de los patrones
problema_maestro += pulp.lpSum(p * x for p, x in zip(coeficientes, patrones_vars))

# Restricciones del problema maestro: cada elemento debe ser cubierto exactamente una vez
for i in range(len(elementos)):
    problema_maestro += pulp.lpSum([patrones_vars[j] for j in range(len(patrones)) if i in
patrones[j].elementos]) == 1

# Resolver el problema maestro
problema_maestro.solve()
mejor_solucion_actual = pulp.value(problema_maestro.objective)
if mejor_solucion_actual is None:
    mejor_solucion_actual = float('inf')

# Podar el árbol de búsqueda: comparar con el mejor límite superior conocido
if mejor_solucion_actual >= mejor_solucion or iteraciones >= max_iteraciones or
profundidad_actual >= profundidad_maxima:
    break

# Verificar la convergencia
if mejor_solucion_actual >= mejor_solucion or iteraciones >= max_iteraciones:
    break

# Generar nuevos patrones y agregarlos a la lista de patrones
nuevos_patrones = resolver_relajacion_lineal(elementos, 1) # Generar un nuevo patrón
usando relajación lineal
if not nuevos_patrones:
    # Si no se generan nuevos patrones, salir ya que no hay solución factible
    return float('inf'), []

patrones.extend(nuevos_patrones)

for nuevo_patron in nuevos_patrones:
    lista_tabu.agregar(nuevo_patron)

# Agregar solo patrones no tabú a la lista de patrones
patrones.extend([patron for patron in nuevos_patrones if not
lista_tabu.esta_en_tabu(patron)])

# Actualizar la profundidad actual
profundidad_actual += 1

# Actualizar el mejor límite superior conocido
mejor_solucion = min(mejor_solucion, mejor_solucion_actual)

return mejor_solucion_actual, patrones
```

```
def bin_packing(elementos, capacidad_contenedor,
max_iteraciones=5, lista_tabu=None, profundidad_maxima=None):
    # Generar patrones iniciales usando la relajación lineal
    patrones_iniciales = resolver_relajacion_lineal(elementos, capacidad_contenedor)

    # Llamar a la función para generar columnas
    if profundidad_maxima is not None:
        mejor_solucion, patrones = generar_columnas(patrones_iniciales, elementos, float('inf'),
max_iteraciones, lista_tabu, profundidad_maxima)
    else:
        mejor_solucion, patrones = generar_columnas(patrones_iniciales, elementos, float('inf'),
max_iteraciones, lista_tabu)
    # Devolver la mejor solución encontrada y los patrones asociados
    return mejor_solucion, patrones

def podar_patrones(patrones, mejor_solucion_actual):
    # Eliminar patrones que no pueden mejorar la solución actual
    patrones = [patron for patron in patrones if patron.costo < mejor_solucion_actual]
    return patrones

def mostrar_solucion(contenedores, elementos, capacidad_contenedor):
    print(f"La mejor asignación obtenida utiliza {len(contenedores)} contenedor(es).")
    total_utilizado = 0

    for i, contenedor in enumerate(contenedores):
        elementos_contenedor = contenedor.elementos
        costo_contenedor = contenedor.costos

        utilizacion_contenedor = sum(elementos[i] for i in elementos_contenedor) /
capacidad_contenedor * 100
        total_utilizado += utilizacion_contenedor

        elementos_str = ", ".join(f"{elementos[i]}({costo_contenedor})" for i in
elementos_contenedor)

        print(f"Contenedor {i + 1}: Elementos [{elementos_str}] - Utilización:
{utilizacion_contenedor:.2f}%")

    utilizacion_general = total_utilizado / (len(contenedores) * 100) * 100
    print(f"Utilización general de los contenedores: {utilizacion_general:.2f}%")

bin_capacity = 1400 # Ajusta la capacidad del bin según tus necesidades

# Definir la función preprocess_items para la columna Qtd.Pedido
def preprocess_items(row):
    weight = row['Qtd.Pedido']
    processed_rows = []
```

```
if pd.isna(weight) and weight > bin_capacity:
    num_fragments = int(weight // bin_capacity)
    remainder = int(weight % bin_capacity)

    for i in range(1, num_fragments + 1):
        processed_rows.append([
            row['Pedido'],
            row['Documento de venta'],
            row['Solicitante'],
            row['Vta Perdida'],
            row['Ganancias'], # Incluye 'Ganancias' solo si no hay fragmentación
            row['Cadena'],
            row['Comuna'],
            row['Agenda'],
            bin_capacity,
            i
        ])

    if remainder > 0:
        processed_rows.append([
            row['Pedido'],
            row['Documento de venta'],
            row['Solicitante'],
            row['Vta Perdida'],
            row['Ganancias'], # Incluye 'Ganancias' solo para el último fragmento
            row['Cadena'],
            row['Comuna'],
            row['Agenda'],
            remainder,
            num_fragments + 1
        ])
    elif pd.isna(weight):
        processed_rows.append([
            row['Pedido'],
            row['Documento de venta'],
            row['Solicitante'],
            row['Vta Perdida'],
            row['Ganancias'], # Incluye 'Ganancias' solo si no hay fragmentación
            row['Cadena'],
            row['Comuna'],
            row['Agenda'],
            row['Qty.Pedido'],
            0 # Valor 0 para el número de fragmentos si no hay fragmentación
        ])

return processed_rows
```

Cencosud=0

SMU=0

Tottus=0

Walmart=0

```
for i in range(0,len(df_sorted)):
```

```
    if df_sorted["Cadena"].iloc[i]=="CENCOSUD" and Cencosud<(PesosC*Capacidad_Distribucion):
```

```
        df_sorted["Agenda"].iloc[i]=obtener_fecha_n_dias_despues(2)
```

```
        Cencosud=Cencosud+df_sorted["Qtd.Pedido"].iloc[i]
```

```
    elif df_sorted["Cadena"].iloc[i]=="SMU" and SMU<(PesosS*Capacidad_Distribucion):
```

```
        df_sorted["Agenda"].iloc[i]=obtener_fecha_n_dias_despues(2)
```

```
        SMU=SMU+df_sorted["Qtd.Pedido"].iloc[i]
```

```
    elif df_sorted["Cadena"].iloc[i]=="TOTTUS" and Tottus<(PesosT*Capacidad_Distribucion):
```

```
        df_sorted["Agenda"].iloc[i]=obtener_fecha_n_dias_despues(2)
```

```
        Tottus=Tottus+df_sorted["Qtd.Pedido"].iloc[i]
```

```
    elif df_sorted["Cadena"].iloc[i]=="WALMART" and Walmart<(PesosW*Capacidad_Distribucion):
```

```
        df_sorted["Agenda"].iloc[i]=obtener_fecha_n_dias_despues(2)
```

```
        Walmart=Walmart+df_sorted["Qtd.Pedido"].iloc[i]
```

```
    else:
```

```
        dias_a_avanzar=int(df_sorted["LT"].iloc[0])
```

```
        df_sorted["Agenda"].iloc[i]= obtener_fecha_n_dias_despues(dias_a_avanzar)
```

```
df= df_sorted[df_sorted["Agenda"]==obtener_fecha_n_dias_despues(2)]
```

```
df_Movimientos=df_sorted[df_sorted["Agenda"]!=obtener_fecha_n_dias_despues(2)]
```

```
df_modelo=df[['Pedido','Documento de venta','Solicitante','Vta
```

```
Perdida','Ganancias','Qtd.Pedido','Cadena','Comuna','Agenda']]
```

```
df_modelo
```

## 9. BIOGRAFIA

- Altabeeb, A. M., Mohsen, A. M., Abualigah, L., & Ghallab, A. (2021). Solving capacitated vehicle routing problem using cooperative firefly algorithm. *Applied Soft Computing*, 108, 107403. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494621003264>
- Barros Vásquez, M. A. (2020). Metaheurística aplicada a un problema de packing con ruteo. <https://repositorio.udec.cl/handle/11594/488>
- Blum, C., & Schmid, V. (2013). Solving the 2D bin packing problem by means of a hybrid evolutionary algorithm. *Procedia Computer Science*, 18, 899–908. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.255>
- Casazza, M., & Ceselli, A. (2016). Exactly solving packing problems with fragmentation. *Computers & Operations Research*, 75, 202-213. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054816301393>
- Casazza, M., & Ceselli, A. (2016). Column generation for the variable cost and size bin packing problem with fragmentation. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 55, 61-64. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S157106531630172X>
- D. Castro-Silva & E. Gourdin (2018). A study on load-balanced variants of the bin packing problem. *Discrete Applied Mathematics*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166218X18303871>
- Gutiérrez Rodríguez, L. Á. (2019). *Problema generalizado del empaquetamiento de contenedores: una comparación entre diferentes métodos de solución* (Doctoral dissertation, Universidad Autónoma de Nuevo León). <https://eprints.uanl.mx/17851/1/1080288723.pdf>
- Joncour, C., Michel, S., Sadykov, R., Sverdlov, D., & Vanderbeck, F. (2010). Column generation based primal heuristics. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 36, 695-702. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1571065310000892>
- Koandina. (s.f.). Inicio [Sitio web]. Recuperado de <https://www.koandina.com/>
- Koandina. (2022). Memoria Integrada 2022 [Archivo PDF]. Recuperado de <https://www.koandina.com/uploads/Memoria%20Integrada%202022.pdf>
- Kumari, M., De, P. K., Chaudhuri, K., & Narang, P. (2023). Utilizing a hybrid metaheuristic algorithm to solve capacitated vehicle routing problem. *Results in Control and Optimization*, 13, 100292 <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666720723000942>



- Martello, S., & Toth, P. (1990). Knapsack problems: Algorithms and computer implementations. John Wiley & Sons.  
[https://doc.lagout.org/science/0\\_Computer%20Science/2\\_Algorithms/Knapsack%20Problems\\_%20Algorithms%20and%20Computer%20Implementations%20%5BMartello%20%26%20Toth%201990-11%5D.pdf](https://doc.lagout.org/science/0_Computer%20Science/2_Algorithms/Knapsack%20Problems_%20Algorithms%20and%20Computer%20Implementations%20%5BMartello%20%26%20Toth%201990-11%5D.pdf)
- Pérez-Ortega, J., Castillo-Zacatelco, H., Vilariño-Ayala, D., Mexicano-Santoyo, A., Zavala-Díaz, J. C., Martínez-Rebollar, A., & Estrada-Esquivel, H. (2016). Una nueva estrategia heurística para el problema de bin packing. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 17(2), 155-168. (PUEDE SERVIR SI SE REQUIERE PROFUNDIZAR).  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1405774316300014>
- Pérez Urrea, J. F. J. (2020). Diseño e implementación de herramienta de asignación diaria de contenedores minimizando el costo logístico para una empresa forestal.  
<https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/177003>
- Rojas Polo, J. E., Inga Quezada, A. J., Basurto Castro, M. F., Callupe Rivera, S., Luis Vasquez, K. M., & Morales Villafuerte, Y. (2019). Mejora del sistema de distribución de una empresa comercializadora de cemento y materiales de construcción mediante el uso de modelación matemática. *LACCEI, Inc.*  
[https://laccei.org/LACCEI2019-MHontegoBay/full\\_papers/FP180.pdf](https://laccei.org/LACCEI2019-MHontegoBay/full_papers/FP180.pdf)
- Toro-Ocampo, E. M., Franco-Baquero, J. F., & Gallego-Rendón, R. A. (2016). Modelo matemático para resolver el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad considerando flota propia y subcontratada. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 17(3), 357-369.  
<https://www.scielo.org.mx/pdf/iit/v17n3/1405-7743-iit-17-03-00357.pdf>
- Ulloa Leyton, M. I. (2022). Aplicación de metaheurística Tabu Search para el problema de carga de camión. <http://repositorio.udec.cl/handle/11594/11065>
- Yüceer, Ü., & Özakça, A. (2010). A truck loading problem. *Computers & Industrial Engineering*, 58(4), 766-773.  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835210000446>
- Zacatelco, H. C., de la Rosa Flores, R., Cortés, C. Z., Márquez, A. P. C., & Aguilar, E. C. (2018). Simulador con heurísticas de empaquetamiento para la asignación de memoria y despacho de procesos. *Res. Comput. Sci.*, 147(8), 161-174.  
[https://www.rcs.cic.ipn.mx/2018\\_147\\_8/Simulador%20con%20heurísticas%20de%20empaquetamiento%20para%20la%20asignacion%20de%20memoria%20y%20despacho%20de%20procesos.pdf](https://www.rcs.cic.ipn.mx/2018_147_8/Simulador%20con%20heurísticas%20de%20empaquetamiento%20para%20la%20asignacion%20de%20memoria%20y%20despacho%20de%20procesos.pdf)