

Escuela de Negocios
Tipo de documento: Tesis de maestría



Master in Management + Analytics

Optimización algorítmica para la distribución de productos de higiene

Autoría: Dobzewicz, Kevin

Año: 2025

¿Cómo citar este trabajo?

Córdoba, M. (2025) "*Optimización algorítmica para la distribución de productos de higiene*". [Tesis de maestría. Universidad Torcuato Di Tella]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/13671>

El presente documento se encuentra alojado en el **Repositorio Digital de la Universidad Torcuato Di Tella** bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional
Dirección: <https://repositorio.utdt.edu>



**UNIVERSIDAD
TORCUATO DI TELLA**

MASTER IN MANAGEMENT + ANALYTICS

OPTIMIZACIÓN ALGORÍTMICA PARA LA
DISTRIBUCIÓN DE PRODUCTOS DE HIGIENE

TESIS

Kevin Dobzewicz

Mayo 2025

Tutor: Javier Marengo

Resumen

Esta tesis aborda el problema de optimización en la distribución de productos de higiene para Clean Wipe, una pequeña empresa del sector de higiene y seguridad industrial. Se desarrolló e implementó un algoritmo de optimización personalizado para mejorar la planificación de entregas, considerando restricciones operativas como ventanas de tiempo, capacidad de carga de los vehículos y políticas de distribución de la empresa.

Los resultados demuestran que la aplicación del algoritmo reduce significativamente la cantidad de viajes, optimiza la asignación de pedidos y disminuye los costos operativos. Se estima que la empresa podría reducir los costos de transporte hasta en un 36%.

Si bien el modelo ofrece beneficios significativos, también presenta algunas limitaciones, como su dependencia de datos actualizados sobre la demanda. No obstante, este estudio sienta las bases para futuras investigaciones que podrían abordar estas limitaciones mediante la incorporación de modelos predictivos y técnicas de aprendizaje automático.

Los hallazgos de esta tesis tienen aplicaciones directas en la gestión logística de empresas como Clean Wipe, proporcionando una herramienta para mejorar la toma de decisiones en la planificación de distribución.

Abstract

This thesis addresses the optimization problem in the distribution of hygiene products for Clean Wipe, a small company in the hygiene and industrial safety sector. A customized optimization algorithm was developed and implemented to improve delivery planning, considering operational constraints such as time windows, vehicle load capacity, and the company's distribution policies.

The results demonstrate that applying the algorithm significantly reduces the number of trips, optimizes order allocation, and lowers operational costs. It is estimated that the company could reduce transportation costs by up to 36%.

Although the model offers significant benefits, it also presents some limitations, such as its dependence on updated demand data. However, this study lays the foundation for future research that could address these limitations by incorporating predictive models and machine learning techniques.

The findings of this thesis have direct applications in logistics management for companies like Clean Wipe, providing a tool to enhance decision-making in distribution planning.

Índice

Índice de Tablas.....	5
Índice de Figuras	6
1. Introducción	7
1.1. Contexto.....	7
1.2. Problema.....	7
1.3. Objetivo	8
1.4. Revisión Bibliográfica	8
1.5. Contenido de la Tesis.....	9
2. Análisis Descriptivo de Datos	10
2.1. Historial de Pedidos	10
2.2. Datos Técnicos	12
2.3. Historial de Entregas.....	12
3. Metodología	17
3.1. Introducción.....	17
3.2. Generación de Instancias.....	19
3.3. Modelo Principal.....	20
3.3.1. Definición de Parámetros.....	20
3.3.2. Definición de Variables	20
3.3.3. Función Objetivo	21
3.3.4. Restricciones	22
3.4. Modelado en Python	24
3.4.1. Main	24
3.4.2. Clases y Funciones.....	25
3.4.3. Variables de entorno.....	26
4. Resultados	27
4.1. Función objetivo	27
4.1.1. Formulación Inicial	27
4.1.2. Prueba de Coeficientes	27
4.1.3. Función Objetivo Ajustada	30
4.2. Análisis de Capacidad.....	32
4.3. Análisis de Sensibilidad	33
4.3.1. Capacidad de la camioneta contratada	33
4.3.2. Variación del tiempo máximo diario	34
4.3.3. Variación de la distancia máxima diaria.....	35
4.3.4. Aumento de distancia y tiempo máximo diario simultáneamente	36

4.3.5. Aumento de distancia y tiempo con reducción de la capacidad volumétrica. .	37
5. Conclusiones.....	38
Referencias.....	40
Apéndice A. Análisis con clientes ficticios.....	41
Apéndice B. Evaluación de tiempo de ejecución	43

Índice de Tablas

Tabla 1. Combinaciones coeficientes función objetivo.	28
Tabla 2. Resultados por coeficientes en función objetivo.	29
Tabla 3. Resultados por coeficientes en función objetivo ajustada.	31

Índice de Figuras

Figura 1. Cantidad de pedidos mensuales.	10
Figura 2. Cantidad de pedidos semanales.	11
Figura 3. Pedidos por localidad.	11
Figura 4. Mapa de Calor de Densidad de Volumen de Entregas.	12
Figura 5. Cantidad de pedidos por día con entregas.	13
Figura 6. Distancia recorrida por día contratado.	13
Figura 7. Tiempo total utilizado por recorrido por día.	15
Figura 8. Volumen total utilizado por día.	15
Figura 9. Tiempos de entrega por pedido.	16
Figura 10. Esquema lógico de resolución.	19
Figura 11. Utilización de capacidad para combinación 2, 1, 4 de coeficientes y función objetivo ajustada.	32
Figura 12. Utilización de capacidad para reducción a 2.7m ³ del volumen utilizable de la camioneta.	34
Figura 13. Utilización de capacidad para reducción a 4 horas de tiempo máximo disponible por día.	35
Figura 14. Utilización de capacidad para el incremento del 33% del límite de distancia y tiempo de utilización.	36
Figura 15. Utilización de capacidad para el incremento del 33% del límite de distancia y tiempo de utilización y capacidad volumétrica de 3 m ³	37

1. Introducción

1.1. Contexto

Clean Wipe es una pyme ubicada en el barrio de Mataderos, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina que se dedica a satisfacer las necesidades de higiene y seguridad industrial e institucional en el sector alimenticio, gastronómico, hotelero, establecimientos educativos, industrial en general, metalúrgicas, matricerías, petroleras, petroquímicas, laboratorios, estaciones de servicios, talleres mecánicos, talleres gráficos, entre otros rubros.

Clean Wipe compra productos a diversos proveedores los cuales son alojados en un depósito propio. La distribución es tercerizada con un costo diario por contratación, pagando los días que se realiza el reparto cuando este es solicitado por requerimiento de la empresa. El servicio de entrega ofrecido es sin cargo dentro de Capital Federal y Gran Buenos Aires y se tiene el compromiso de concretar la entrega dentro 72 horas hábiles.

Dentro de los principales productos, organizados por área, se encuentran:

- Higiene personal: Toalla en rollo/hoja intercalada, papel higiénico en rollo/hoja intercalada, jabones bocha, shampoo para manos, alcohol en gel, cestos plásticos y aromatizadores de ambientes.
- Productos para mantenimiento de pisos: ceras, líquidos limpiadores, desengrasantes.
- Higiene institucional: bobinas de fibra celulósica para limpieza, paños para limpieza/desengrasar/ lustrar.
- Seguridad industrial: guantes, barbijos y delantales descartables y elementos de protección personal.

Ninguno de los productos requiere de refrigeración o condiciones particulares a ser consideradas para el almacenamiento ni manipulación. La fecha de expiración no es relevante en casi ningún producto ya que por la alta rotación y que en su mayoría son productos no perecederos, no se deterioran con el paso del tiempo.

1.2. Problema

Dada la política de distribución de la empresa, la gran mayoría de los clientes opta por contratar el envío gratuito. Actualmente la decisión de cuándo y en qué orden se realizan los pedidos se realiza de forma manual sin ningún algoritmo o heurística: al final del día se colocan todas las entregas pendientes en un mapa, representados por un imán y se arma discrecionalmente la secuencia de reparto.

Por otro lado, dada la demanda actual, se suele contratar a un repartidor para los días que se necesite hacer un reparto, el cual es notificado al finalizar del día previo al ser necesario. El servicio en cuestión incluye al chofer, la camioneta y el consumo de combustible. Adicionalmente, se ha acordado con el proveedor del servicio que el recorrido tenga una duración de hasta 6 horas y sin superar los 150 km de recorrido. El armado del cronograma de reparto, tanto en orden como en horarios es potestad de Clean Wipe. Actualmente, se suele contratar entre 2 a 4 días a la semana y muy eventualmente se utiliza la camioneta propia.

Esta camioneta propia es de menores dimensiones que utiliza el dueño de forma eventual para repartir, exclusivamente, a clientes que quedan en zonas más alejadas y medianos volúmenes de entregas.

1.3. Objetivo

El objetivo de la tesis es desarrollar un algoritmo que permita utilizar más eficientemente los recursos económicos destinados a la logística, definiendo los días de contratación del proveedor y el orden en el cual se deberán entregar los envíos. Todo esto cumpliendo con las restricciones de las ventanas de tiempo que tiene cada cliente, volumen y peso de las camionetas y la política de tiempo de envíos de la empresa.

El resultado se contrasta con la cantidad de días de contratación reales que tuvo la empresa y compara los tiempo y distancias reales recorridos por la camioneta. A su vez, se analiza el tiempo de ejecución del algoritmo implementado, considerando si el mismo puede ser escalado con una demanda mayor y como se ve afectado el tiempo de cómputo.

A nivel operativo, se busca reducir el costo de los envíos en al menos un 10% sin modificar las condiciones comerciales ni contractuales.

1.4. Revisión Bibliográfica

Los problemas de ruteo de vehículos (VRP, por sus siglas en inglés) han cobrado gran relevancia en la investigación logística, especialmente para empresas como Clean Wipe, que enfrentan el desafío de gestionar entregas en tiempos específicos dentro de un entorno demandante.

El estudio de estos problemas se remonta al trabajo pionero de Dantzig, Fulkerson y Johnson (1954) sobre el problema del viajante de comercio, que sentó las bases para futuras investigaciones. Posteriormente, Golden, Raghavan y Wasil (2008) exploraron las últimas innovaciones en VRP, incluyendo nuevos enfoques y desafíos emergentes. A su vez, Eksioglu, Vural y Reisman (2009) presentaron una clasificación detallada de estos problemas, destacando la diversidad de enfoques y aplicaciones en distintas industrias.

La complejidad del VRP ha impulsado el desarrollo de soluciones que integran demandas estocásticas y restricciones temporales. En esta línea, Gendreau, Laporte y Seguin (1995, 1996) han propuesto tanto algoritmos exactos como heurísticas para abordar la incertidumbre en la distribución. En entornos urbanos de alta demanda, los estudios de Marković et al. (2020) y Jaillet, Qi y Sim (2016) resultan especialmente de interés, ya que optimizan rutas bajo condiciones de incertidumbre y demanda fluctuante. Además, Solomon (1987) ha contribuido con enfoques para gestionar ventanas de tiempo, un factor crítico para las operaciones de Clean Wipe, donde los clientes requieren entregas en horarios específicos. Finalmente, Esmerok (2015) analiza la programación aleatoria con fechas límite, aspecto clave en la gestión de prioridades de entrega bajo restricciones estrictas.

Si bien gran parte de los estudios se centran en la optimización algorítmica, otros enfoques han explorado alternativas más sostenibles. Kuo & Wang (2011) investigaron estrategias ecológicas de distribución, mientras que Lera-Romero, Miranda Bront, y Soullignac (2023) analizaron el impacto del uso de vehículos eléctricos, considerando factores como consumo energético, velocidad y puntos de recarga.

Últimamente, el uso de algoritmos híbridos ha cobrado relevancia en la resolución del VRP, combinando métodos exactos, heurísticas y metaheurísticas con modelos de machine learning (Frias, Johnson & Valle, 2023).

Sin embargo, la mayoría de estos estudios se enfocan en industrias con flujos de transporte elevados y demanda constante, asumiendo que todos los envíos deben realizarse y priorizando la minimización de distancia (Laporte, Nohbert & Desrochers, 1985), tiempo o impacto ambiental. Por ello, resulta fundamental desarrollar un análisis personalizado para evaluar la demanda en empresas como Clean Wipe, donde la optimización logística debe contemplar no solo la eficiencia en la distribución, sino también la viabilidad de cada entrega en función de la demanda. La decisión, en este problema en particular, no se basa directamente en estos parámetros, sino en una elección binaria: se define primero si se realizarán entregas al día siguiente o no. Recién luego, se determina qué pedidos se entregarán, en qué orden y con qué prioridad asignada a cada cliente.

Esta tesis busca aportar valor a la investigación existente mediante el desarrollo de un algoritmo adaptado a las particularidades de Clean Wipe, optimizando la logística de distribución al integrar restricciones de peso, volumen y ventanas de tiempo, y evaluando su escalabilidad ante un posible aumento de la demanda.

1.5. Contenido de la Tesis

Luego de la introducción desarrollada previamente, el capítulo a continuación contiene la exploración los datos históricos de pedidos y entregas para comprender el comportamiento de la demanda y las restricciones operativas. Además, se analizan las características técnicas de los productos y vehículos involucrados en la distribución.

En el Capítulo 3, Metodología, se describe el enfoque adoptado para la optimización de rutas, incluyendo la formulación matemática del problema y la generación de instancias. Se detallan los métodos utilizados para modelar la asignación de pedidos y la implementación del algoritmo en Python.

En el cuarto capítulo se presentan los hallazgos obtenidos tras la ejecución del modelo, evaluando la eficiencia de la optimización y su impacto en la operación logística. Se incluyen métricas clave como la cantidad de viajes y se propone un análisis de sensibilidad del modelo ante distintos escenarios.

Finalmente, en el último capítulo se resumen los principales aprendizajes y hallazgos del estudio, destacando las mejoras logradas en la planificación de entregas y las limitaciones del modelo. En última instancia, se proponen líneas futuras de investigación y mejoras potenciales para la optimización del proceso.

2. Análisis Descriptivo de Datos

2.1. Historial de Pedidos

En primer lugar, se toma el historial de remitos emitidos por la empresa obtenido de la base de datos de esta con las siguientes variables:

- Identificador de remito.
- Fecha de emisión.
- Cliente (Identificador, razón social).
- Dirección de entrega (calle, altura, localidad).
- Comentario de ventana de tiempo de entrega.
- Artículo vendido (Identificado, cantidad).

Dicho dataset para los datos tiene inicialmente para las fechas entre enero 2023 y octubre 2024, 6033 filas y 17 columnas. En estos se registran en promedio 150 pedidos mensuales (Figura 1) y 38 pedidos semanales (Figura 2). Las entregas que se realizan en la Capital Federal cubren el 65% del total y el resto en el área metropolitana de Buenos Aires (Figura 3). Finalmente, en la Figura 4 se expone un mapa de calor de la distribución representando el volumen demandado.

Figura 1. Cantidad de pedidos mensuales.

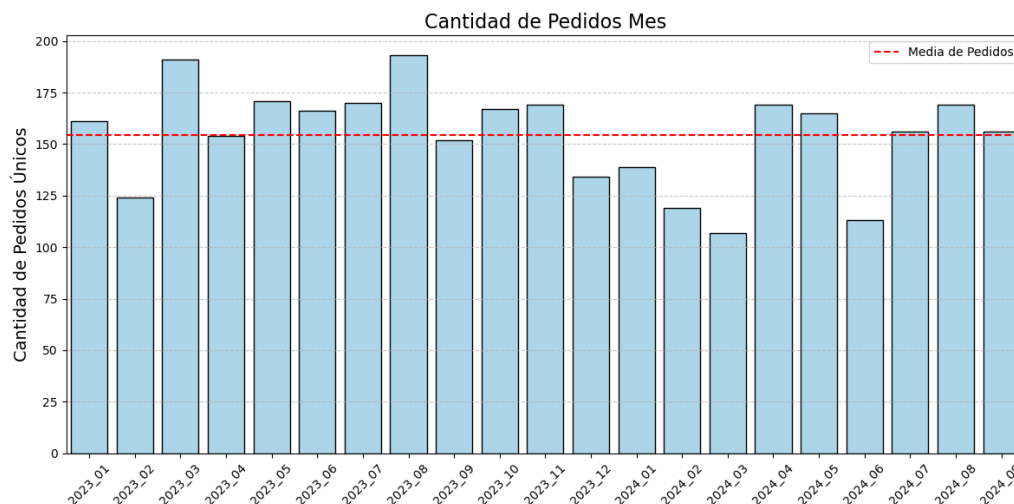


Figura 2. Cantidad de pedidos semanales.

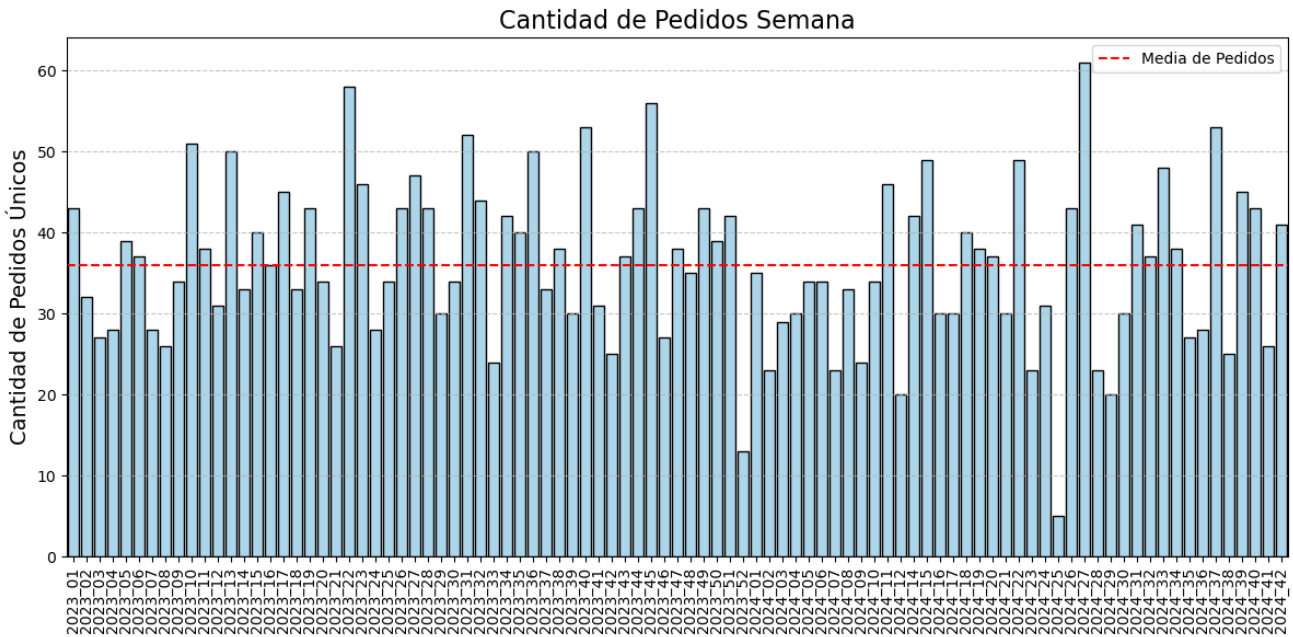
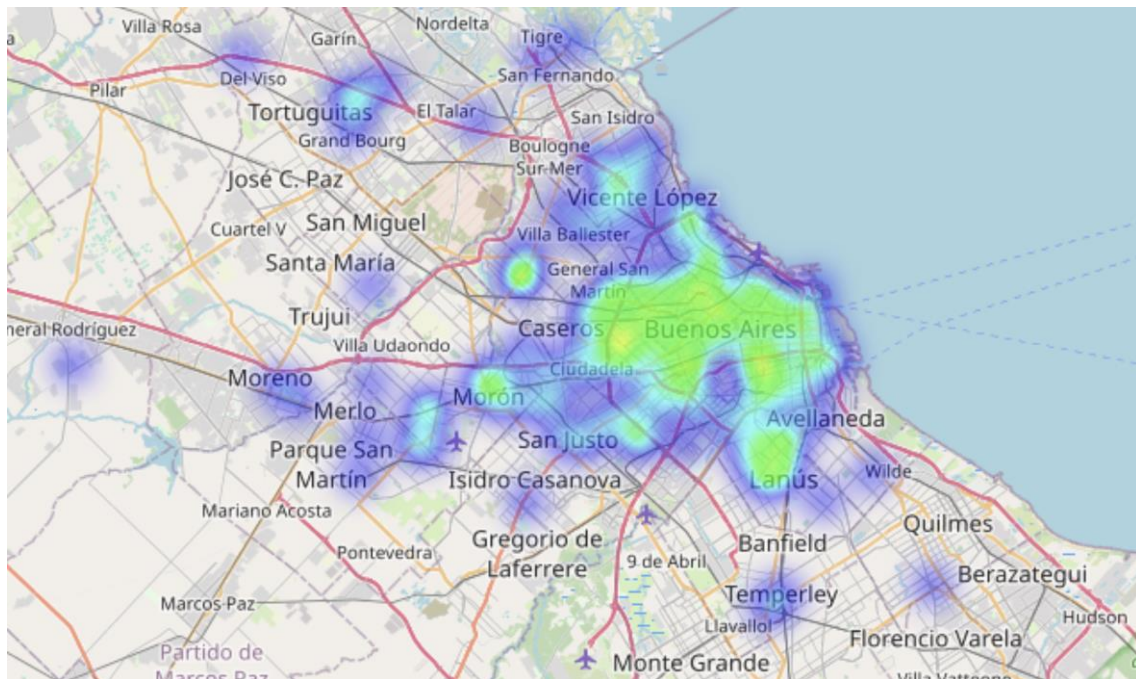


Figura 3. Pedidos por localidad.



Figura 4. Mapa de Calor de Densidad de Volumen de Entregas.



2.2. Datos Técnicos

Se identificaron dos atributos clave de los productos para problemas de ruteo: el peso y el volumen.

- Volumen de los productos: Se tomaron medidas aproximadas de todos los productos incluidos en los pedidos del período para calcular su volumen posteriormente.
- Peso de los productos: Aunque el peso fue analizado, no se consideró relevante en este caso, ya que no representa una restricción para el problema planteado. No obstante, si fuera necesario en futuros análisis, se incluirá en la evaluación.

Para la incorporación de los vehículos se tomarán las siguientes consideraciones:

- Camioneta utilizada por el servicio de flete (Renault Trafic 2.2 modelo 1999):
 - Capacidad de carga volumétrica es de 5300 litros.
 - Peso máximo admisible 2100 kg.
- La camioneta propia no será tomada en cuenta como los pedidos entregados por esta. Los mismos son despreciables y no impactan en el análisis en cuestión.

2.3. Historial de Entregas

Se considera el listado histórico de las entregas diarias con orden el de estas y si las mismas fueron realizadas exitosamente o no. En la Figura 5 se visualiza la cantidad de destinos visitados por día contratado, que arroja un promedio de 10 entregas diarias. Para considerar el recorrido diario se consideró distancia Manhattan, denomina así porque refleja el tipo de desplazamiento que se realiza en una ciudad con una red vial en forma de cuadrícula, como Manhattan, donde

solo es posible moverse en direcciones ortogonales. Matemáticamente, para dos puntos A y B, siendo:

$$A = (x_1, y_1) \text{ y } B = (x_2, y_2)$$

la distancia Manhattan se define como:

$$D_{\text{Manhattan}}(A, B) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

Al calcularla de esta forma se obtiene un promedio de 100 km. diarios como se ve en la Figura 6.

Figura 5. Cantidad de pedidos por día con entregas.

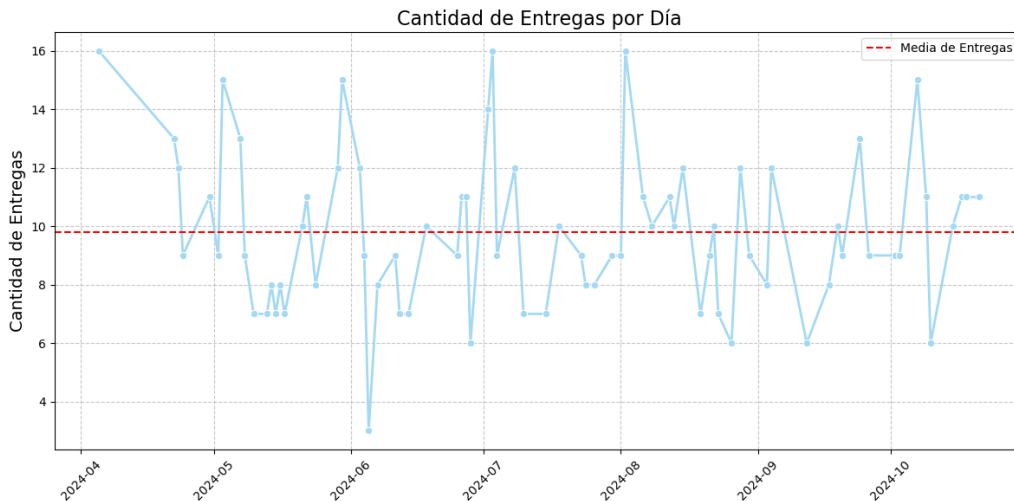
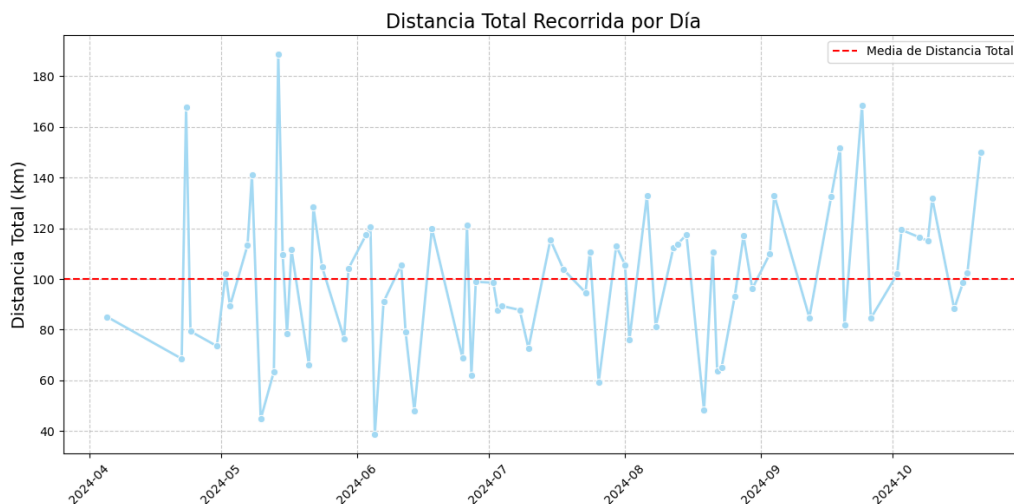


Figura 6. Distancia recorrida por día contratado.



A su vez, para poder calcular y comparar las tiempos, distancias y velocidades, dado a que no se cuenta con los registros de tiempos históricos, se realizó una estimación del tiempo del recorrido, estimándolo mediante velocidad promedio siguiendo la siguiente lógica:

- Se considera un tiempo de espera/entrega para cada cliente de 6 minutos que surge de una estimación consensuada entre el servicio de reparto y la empresa Clean Wipe. Este dato podría a futuro poder medirse y ser tomado de datos reales.

- Para la distancia entre los clientes se considerará distancia Manhattan idénticamente a la mencionada anteriormente.
- Para el cálculo de tiempos y considerando la distancia, se considera la siguiente función de velocidad:

$$V(d) = \begin{cases} V_b, & \text{si } d \leq D_t \\ V_b + \frac{(d-D_t)(V_m-V_b)}{100-D_t}, & \text{si } d > D_t \end{cases}$$

Donde:

- d es la distancia en kilómetros.
- V_b es la velocidad base en km/h (35 km/h).
- V_m es la velocidad máxima en km/h (70 km/h).
- D_t es el umbral de distancia en km (10 km).
- $V(d)$ es la velocidad en función de la distancia.

Lo que busca esta formulación de la velocidad es que para distancias cortas menores a D_t , la velocidad es constante e igual a V_b . Esto puede representar situaciones en trayectos urbanos o viajes de cortos.

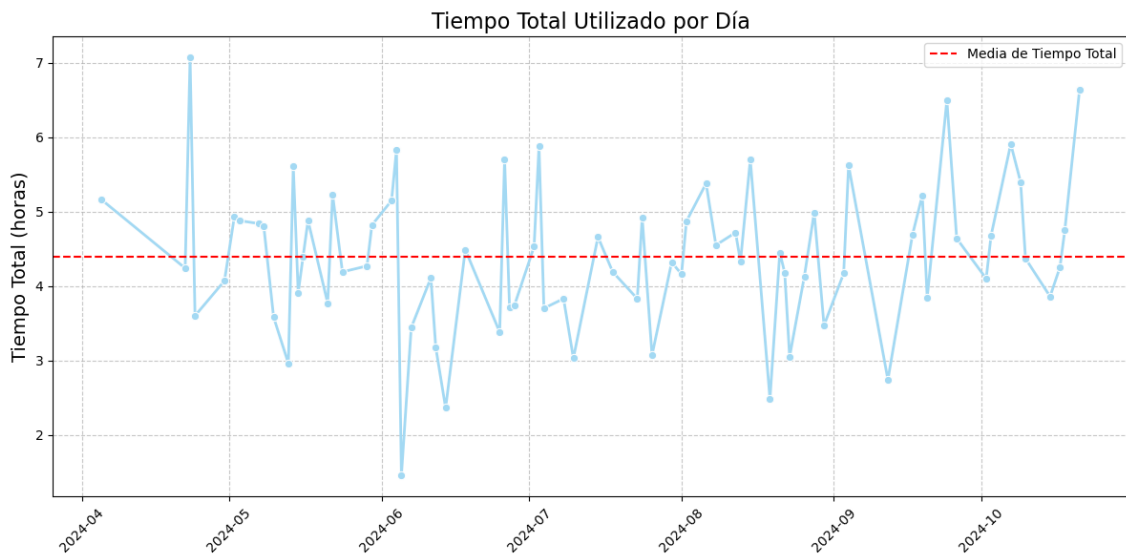
En cambio, para distancias largas la velocidad empieza a incrementarse linealmente hasta un valor máximo V_m . Esto refleja un escenario donde, en viajes más largos, los vehículos pueden mantener una velocidad mayor.

- A partir de esta velocidad, se define el tiempo de viaje entre clientes en minutos como:

$$T(d) = \frac{d}{\min(V(d), V_m)} \times 60$$

De este cálculo resulta el tiempo diario utilizado que será la suma del tiempo de recorrido entre los clientes visitados con el adicional del tiempo de entrega por cliente. Los mismos se detallan a continuación en la Figura 7.

Figura 7. Tiempo total utilizado por recorrido por día.



Se puede observar que la gran mayoría de los tiempos diarios consumen entre 3 y 6 horas, con solo 3 días en casi 5 meses que excede las 6 horas de duración.

Cómo variable adicional, al medir y considerar el volumen que ocupa cada producto, se calculó el volumen total necesario cada día para las entregas realizadas que se detalla en la Figura 8 recordando que la capacidad máxima es de 5.3 millones de cm^3 .

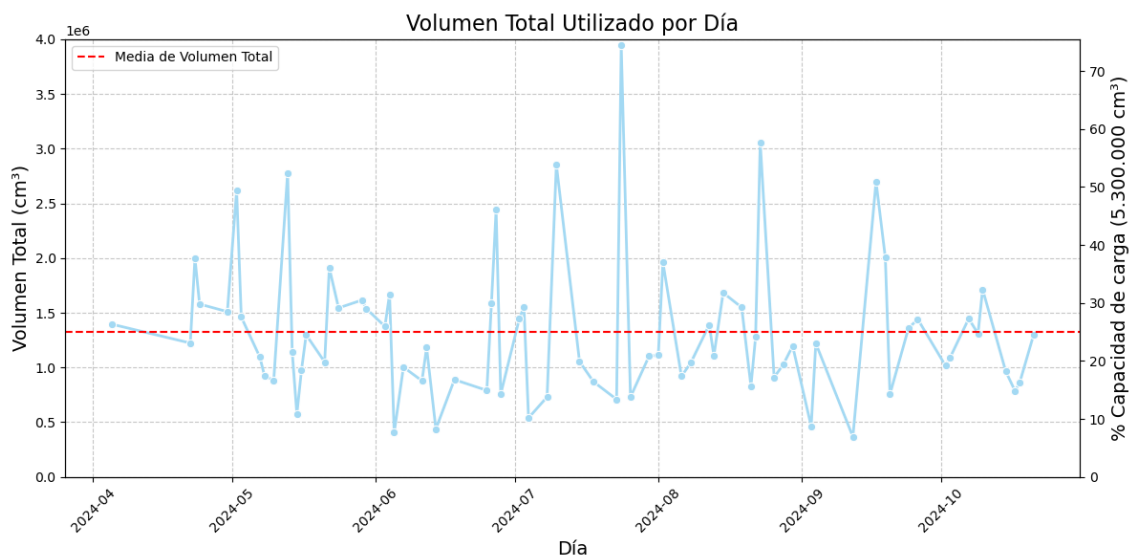


Figura 8. Volumen total utilizado por día.

De este gráfico se puede destacar que la media del volumen diario es aproximadamente un tercio de la capacidad de la camioneta y que un solo día se sobrepasó el 70% de la capacidad de carga en el período en cuestión. Este atributo tiene un gran potencial de mejora.

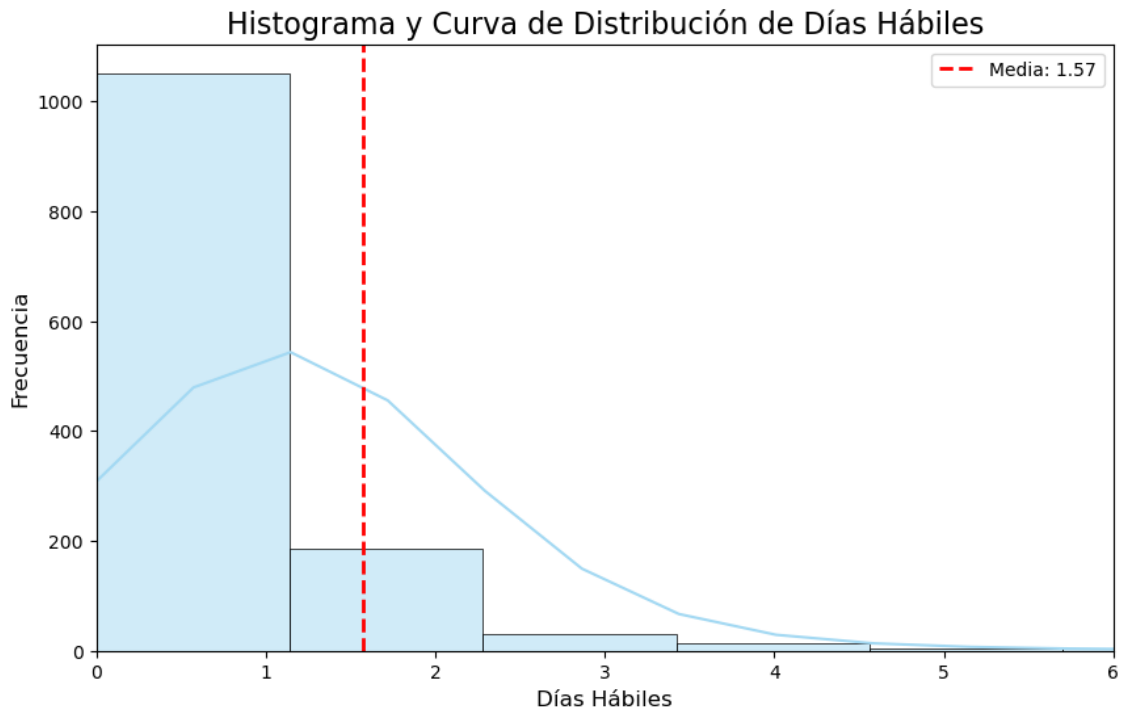
La mayoría de los productos que se venden a los clientes son productos de higiene para el personal, como papel higiénico o jabón para manos, o insumos utilizados en la producción, como productos para la limpieza de maquinarias y superficies.

Al evaluar el nivel y la calidad del servicio de entrega a los clientes, uno de los factores más importantes es el tiempo transcurrido desde la realización del pedido hasta la entrega. Esto se

debe a que, en caso de que los clientes se queden sin stock, recurrirán al mercado minorista, lo que implica una pérdida de ventas y, eventualmente, de clientes.

A continuación, en la Figura 9, se presenta un análisis de los tiempos de entrega por pedido, medidos en días hábiles, junto con su distribución.

Figura 9. Tiempos de entrega por pedido.



Como se visualiza en la figura, en promedio el tiempo de entrega es 1.57 días desde la confirmación del pedido hasta su entrega. Con solo el 3% de los casos excediendo el límite de 3 días hábiles para la entrega correspondientes a la política de entrega. De estos casos, la mayoría corresponde a pedidos anticipados y programados que realizan los clientes.

3. Metodología

3.1. Introducción

Dado el volumen diario de pedidos, se propone inicialmente resolver el problema mediante un modelo de optimización lineal entera mixta, cuyo objetivo principal es minimizar la cantidad de días en los que se contrata el servicio de flete.

Cada día se considera como una instancia que incluye los pedidos pendientes hasta el momento, junto con sus respectivas fechas de caducidad. Dado que la demanda futura no es determinística, se utiliza, en caso de considerarse necesario, datos históricos para modelar estadísticamente la cantidad, localización y volumen de los pedidos futuros mediante simulaciones basadas en la distribución real de frecuencias.

A partir del análisis realizado sobre el procedimiento actual que se realiza para la toma de decisión en cuanto a la realización de pedidos y los datos que se pudieron obtener tanto de los registros digitales de ventas como la transcripción de planillas manuscritas de las entregas realizadas, se planteará un problema ad-hoc de programación entera mixta que minimice el costo total de la empresa en un período de tiempo extendido. Para esto se cuenta con diversos elementos que serán utilizados en la resolución propuesta:

- **Instancias**

Luego de la recopilación y análisis de datos descritos en el capítulo anterior se procesaron los mismos para poder consolidarlos de tal forma que puedan ser utilizados e interpretados por el modelo. Estas instancias se tratan los pedidos agrupándolos por cliente y fecha de factura con los siguientes datos de los pedidos pendientes a la fecha de ejecución:

- Fecha de factura.
- Longitud de entrega.
- Latitud de entrega.
- Volumen total del pedido.
- Día de entregas disponibles (variable binaria para cada día de la semana).
- Hora de inicio y fin de cada ventana de tiempo en la cual se puede realizar la entrega. Teniendo los clientes hasta 2 ventanas de tiempo, principalmente debido al horario de almuerzo a mitad del día.
- Días en los cuales las entregas pueden ser entregados.

En estas instancias pueden incluirse pedidos de clientes reales, con información conocida al momento de la resolución de la instancia, y, eventualmente clientes ficticios con el fin de no subdimensionar los pedidos futuros. La forma de implementación, resultados y conclusiones de la utilización de clientes ficticios será desarrollada en el Apéndice A.

- **Modelo**

El modelo planteado busca minimizar la cantidad de entregas realizadas en largo plazo, sin embargo, la resolución de las instancias es con un horizonte de tiempo de 3 días es el plazo máximo de entregas. Para ajustar que la optimización puntual de la instancia

sea consonante con el objetivo largoplacista, se ajustan los parámetros y coeficientes de la función objetivo con el fin de poder calibrarla y cumplir con el objetivo planteado.

- **Solver**

Para la resolución del modelo de optimización, se utiliza el solver CPLEX, proporcionado por IBM ILOG CPLEX Optimization Studio, debido a su eficiencia en la resolución de problemas de programación entera mixta (MIP).

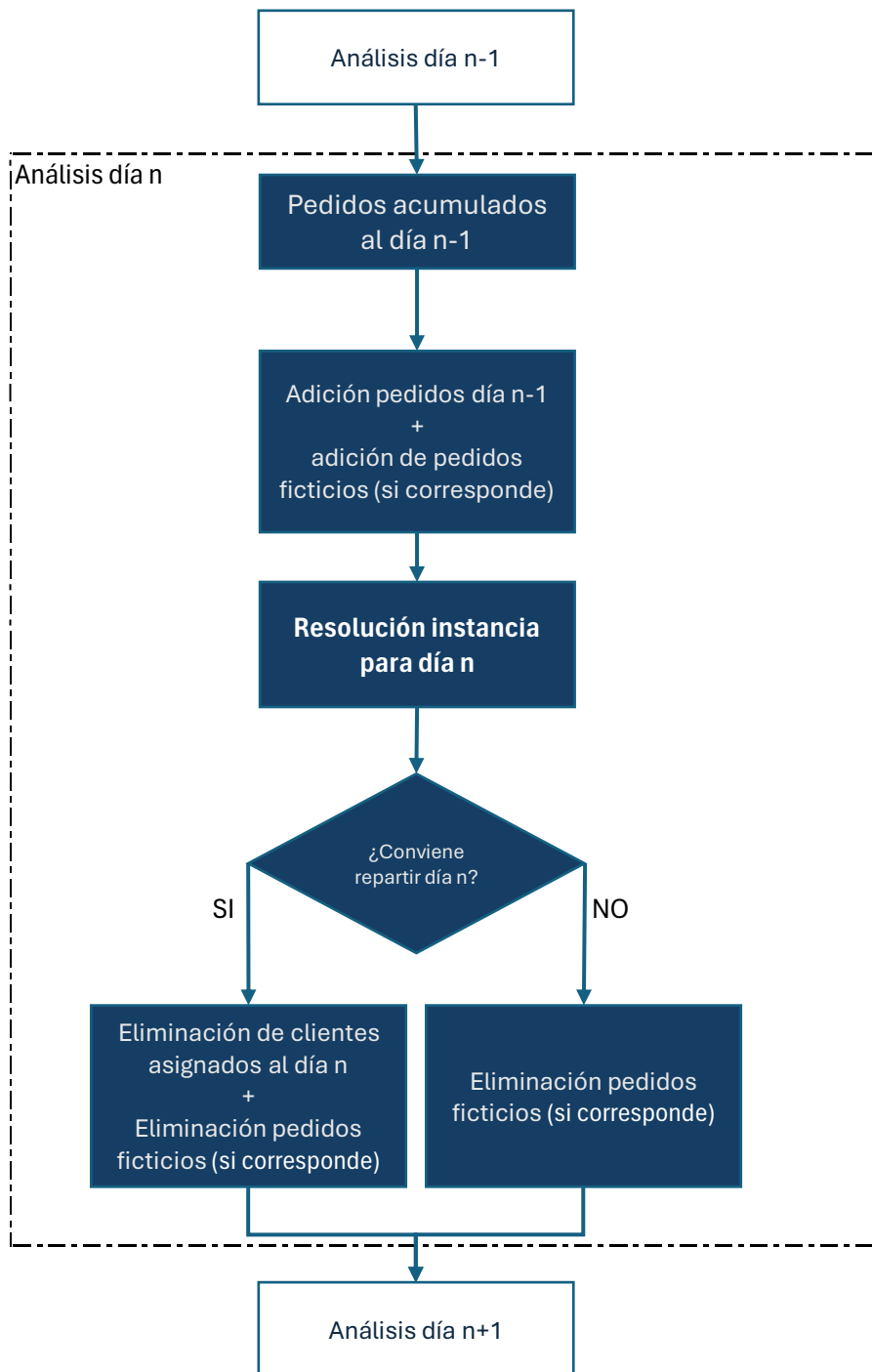
- **Resultado esperado**

En caso de haber solución factible al problema planteado, se obtienen los siguientes datos, los cuales serán tomados en cuenta para el área de operaciones de la empresa:

- Los días en los cuales se programará el reparto, principalmente si el día siguiente se contratará el servicio.
- Los clientes cuyos pedidos serán incluidos en cada día.
- El orden en el cual se visitarán a los clientes.
- La hora de visita programada para cada uno de los clientes.

Con el objetivo de comparar con la implementación actual, se repitió el procedimiento, eliminando del listado de pendientes los pedidos ya entregados y agregando los pedidos reales recibidos hasta la fecha. Esta comparación y evaluación se realizó sobre un período de aproximadamente tres meses. A continuación, se presenta un esquema de la solución propuesta para iterar a lo largo del período analizado.

Figura 10. Esquema lógico de resolución.



3.2. Generación de Instancias

Para generar las instancias para un día k se consideran los siguientes elementos:

- **Pedidos reales no entregados hasta la fecha.**

Son aquellos pedidos pendientes de los días anteriores que, dada la política de la empresa, podrán ser entregados los días $k + 1$ y $k + 2$, según corresponda.

- **Pedidos reales nuevos: desde el último día hábil hasta el día k inclusive.**

Todos los pedidos realizados desde el último día hábil hasta el momento, estos pedidos no pudieron ser analizados para ser entregados el día anterior y se deberán entregar dentro de los próximos 3 días a evaluar.

3.3. Modelo Principal

3.3.1. Definición de Parámetros

A continuación, se definen los parámetros necesarios para poder incorporar estructuradamente al modelo los datos específicos de las restricciones operativas como distancias, tiempos y cargas máximas diarias como los tiempos, distancias entre clientes y los días y ventanas de las entregas de los pedidos.

- n : Cantidad de clientes en la instancia
- D_{max} : Distancia máxima de recorrido por día
- Q_{max} : Carga máxima admisible por la camioneta de reparto
- T_{max} : Tiempo máximo del recorrido entre la salida y la llegada
- A : Tiempo de atención por cliente en destino
- C : Conjunto de clientes
- D : Conjunto de días
- DN_i : Días en que no se puede entregar al cliente i
- d_{ij} : Distancia entre el cliente i y el cliente j
- t_{ij} : Tiempo entre el cliente i y el cliente j
- Q_i : Demanda del cliente i
- DE_i : Día de expiración del pedido del cliente i
- t_0 : Hora mínima de inicio
- $I1_i$: Hora de apertura 1 del cliente i
- $F1_i$: Hora de cierre 1 del cliente i
- $I2_i$: Hora de apertura 2 del cliente i
- $F2_i$: Hora de cierre 2 del cliente i

3.3.2. Definición de Variables

Las variables utilizadas para la elaboración del modelo tanto las variables de decisión como auxiliares.

- $t_i^k \in \mathbb{R}$: Hora de visita al cliente i en el día k
- $U_i^k \in \mathbb{Z}$: Posición de visita al cliente i en el día k
- $Z1_i^k = \begin{cases} 1 & \text{si se visita al cliente } i \text{ en el día } k \text{ en el intervalo 1: } [I1_i; F1_i] \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$
- $Z2_i^k = \begin{cases} 1 & \text{si se visita al cliente } i \text{ en el día } k \text{ en el intervalo 2: } [I2_i; F2_i] \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$
- $X_{ij}^k = \begin{cases} 1 & \text{si se visita al cliente } i \text{ desde el cliente } j \text{ en el día } k \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$
- $D_k = \begin{cases} 1 & \text{si se contrata el reparto el día } k \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$
- $V_i^k = \begin{cases} 1 & \text{si se visita al cliente } i \text{ en el día } k \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$

3.3.3. Función Objetivo

3.3.3.1. Formulación Inicial

Se buscará minimizar la cantidad de días en la cual se realizará entregas, con un horizonte de 3 días que corresponde al plazo máximo de entregas:

$$\min \sum_{k=1}^3 D_k \quad (1.1)$$

3.3.3.2. Prueba de Coeficientes

Al realizar la optimización de la formulación inicial como se puede ver en el capítulo Resultados, se observa que, al minimizar únicamente la cantidad de días utilizados, el modelo tiende a postergar entregas urgentes, lo que afectaba la eficiencia operativa. Para mitigar este problema, se propone explorar el uso de combinaciones ponderadas entre los coeficientes de cada día en la función objetivo. Esto permite al algoritmo priorizar adecuadamente las entregas sin comprometer la optimización global. Para ello, se generaron combinaciones posibles entre los coeficientes asociados a cada día de entrega.

$$\min (C_0 * D_0 + C_1 * D_1 + C_2 * D_2) \quad (1.2)$$

Siendo C_k el peso asignado para el uso del día k.

3.3.3.3. Función Objetivo Ajustada

Con el fin de priorizar la entrega temprana ante una igualdad en el valor de la función objetivo se buscará para cuando se decida contratar el servicio para el día siguiente, es decir que D_0 tome valor 1, maximizar la cantidad de entregas para ese día.

Ejemplo de utilidad: en caso de que, por ejemplo, la mejor solución factible sea entregar el día 0 y el día 1 el modelo es indiferente a la hora de definir cuáles, cuánto y en qué orden se realizan los pedidos si la mejor solución implica la utilización de ambos días. Es decir, podría asignar 1 pedido para el día 0 (teniendo que repartirlo por política de 72 horas ese día) y 15 pedidos para el día siguiente. Se tiene la hipótesis de que esto no minimiza el costo en el largo plazo ya que los pedidos no programados para el día 0, serán postergados para el análisis de la instancia siguiente. Es por esto, que dada la utilización del día 0, se consideró la siguiente función objetivo:

$$\min (C_0 * D_0 + C_1 * D_1 + C_2 * D_2 - m \sum_{i=1}^n V_i^0) \quad (1.3)$$

Siendo m un valor despreciable para la toma de decisión en la utilización de días:

$$m < \frac{1}{n}$$

Si bien se toma la cantidad de pedidos, se podrá en futuros análisis considerar otros aspectos para definir que pedidos se priorizan a la hora de tener que realizar el reparto el día 0 como, por ejemplo:

- Maximizar la distancia a recorrer.

- Maximizar el tiempo estimado del recorrido.
- Maximizar el volumen utilizado de la camioneta.
- Minimizar el tiempo de entrega a los clientes en función de la fecha del pedido (FIFO).
- Cualquier ponderación combinada de los criterios anteriores.

3.3.4. Restricciones

3.3.4.1. Visita a todos los clientes

Se deberá visitar una única vez cada cliente dentro del período contemplado:

$$\sum_{k=1}^3 V_i^k = 1, \quad \forall i \in C \quad (2)$$

Donde el cliente 0 es el depósito de la empresa, punto de inicio y fin del recorrido.

3.3.4.2. Distancia máxima diaria

No se deberá exceder la distancia máxima de recorrido diario establecido:

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n d_{ij} * X_{ij}^k \leq D_{\max}, \quad \forall k \in D \quad (3)$$

3.3.4.3. Carga máxima diaria

No se deberá exceder la capacidad máxima de 1 camioneta dado que, por razones operativas, solo se podrán cargar los productos una única vez al iniciar el día.

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n Q_i * X_{ij}^k \leq Q_{\max}, \quad \forall k \in D \quad (4)$$

3.3.4.4. Uso de día

Si al menos 1 cliente es programado para el día i , se deberá considerar la utilización del servicio de flete.

$$X_{ij}^k \leq D_k, \quad \forall k \in D, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (5)$$

M: Número suficientemente grande, en este caso se tomará un valor igual a 2.

3.3.4.5. Cumplimiento fecha límite de entrega

Para garantizar que los pedidos sean entregados dentro de los 3 días posteriores a la realización del pedido, se bloquean los días como opciones de entrega posteriores a la fecha límite:

$$X_{ij}^k = 0, \quad \forall k > DE_i, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (6)$$

3.3.4.6. Días prohibidos de entregas

Dado que algún cliente solicita que los pedidos no sean entregas días particulares de la semana, se define análogamente a la anterior la siguiente restricción:

$$X_{ij}^k = 0, \quad \forall k \in DN_i, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (7)$$

3.3.4.7. Visita a cliente en día

Se relaciona la variable auxiliar V_i^k con X_{ij}^k

$$\sum_{j=0}^n X_{ij}^k = V_i^k, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (8)$$

3.3.4.8. Ventanas de tiempo

Dado que algunos clientes poseen ventanas de tiempo para recibir los pedidos partidas en 2 períodos, por ejemplo, de 8 a 12hs. y de 14 a 18hs, se plantea el siguiente grupo de restricciones.

Se debe asegurar a que si se visita sea en algún intervalo:

$$Z1_i^k + Z2_i^k \geq V_i^k, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (9)$$

Entrega en la ventana 1:

$$I1_i - M(1 - Z1_i^k) \leq t_i^k \leq F1_i + M(1 - Z1_i^k), \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (10)$$

Entrega en la ventana 2:

$$I2_i - M(1 - Z2_i^k) \leq t_i^k \leq F2_i + M(1 - Z2_i^k), \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (11)$$

Al tomarse de esta forma las ventanas de tiempo, no se considerará la posibilidad de realizar esperas en los clientes antes de ser atendidos para realizar las entregas.

3.3.4.9. Hora de inicio

El depósito de origen y destino será representado por el cliente 0, debiendo arrancar después del horario mínimo de inicio.

$$t_0^k \geq t_0, \quad \forall k \in D \quad (12)$$

3.3.4.10. Tiempo máximo diario

Se plantean las siguientes 2 restricciones con fin de evaluar la factibilidad del modelo en cuestión del tiempo requerido:

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n [(A + t_{ij}) X_{ij}^k] - A \leq T_{\max}, \quad \forall k \in D, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (13)$$

$$t_i^k - t_0^k \leq T_{\max} - t_{i0} - A, \quad \forall k \in D, \forall i \in C, i \neq 0 \quad (14)$$

En ambas restricciones, se extrae el tiempo que corresponde a la atención del depósito, restándole una vez el término A.

3.3.4.11. Lógica de tiempo

Para garantizar la secuencia de tiempo con la visita de los clientes, se plantea la siguiente restricción:

$$t_i^k + A + t_{ij} - M(1 - X_{ij}^k) \leq t_j^k, \quad \forall k \in D, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (15)$$

3.3.4.12. No generación de subrutas

Si bien por cómo es formulada la restricción anterior es suficiente para evitar la generación de subrutas, para mejorar la eficiencia algorítmica, se plantea la siguiente serie de restricciones basadas en la idea principal planteada por Miller, Tucker y Zemlin (1960):

$$U_i^k - U_j^k + (n - 1)X_{ij}^k \leq n - 2 + M(1 - V_i^k) + M(1 - V_j^k), \quad (16)$$

$$\forall k \in D, \forall i, j \in C, i \neq j, i \neq 0$$

Si el cliente j es visitado desde i en ese día, esta restricción obliga a $U_i^k < U_j^k$, manteniendo un orden secuencial válido.

$$U_i^k \leq n * V_i^k - 1, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (17)$$

Define la posición máxima que el cliente i puede tomar en el día k en función de si es visitado o no en el día.

$$U_i^k \geq V_i^k - 1, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (18)$$

Define la posición mínima que el cliente i puede tomar en el día k en función de si es visitado o no en el día, permitiendo ser "-1" si el cliente no es visitado en el día.

$$U_i^k \leq \sum_{j=0}^n V_i^k - 1, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (19)$$

A su vez acota el valor máximo de posiciones a la cantidad de clientes que se les entregará en el día.

$$U_0^k = -1 + D_k, \quad \forall k \in \quad (20)$$

Si en el día k se realizan entregas, el depósito toma la posición 0.

3.3.4.13. Balance de flujo

Para garantizar que se ingresa a cada cliente las mismas veces que se egresa, se plantea la siguiente restricción:

$$\sum_{j=0}^n X_{ij}^k = \sum_{j=0}^n X_{ji}^k, \quad \forall k \in D, \forall i, j \in C, i \neq j \quad (21)$$

3.3.4.14. Visita desde un mismo cliente

Imposibilitar que un cliente no puede ser visitado desde este el mismo cliente:

$$X_{ii}^k = 0, \quad \forall k \in D, \forall i \in C \quad (22)$$

3.4. Modelado en Python

Para modelar el problema en Python se trabajó con el módulo de CPLEX y 4 archivos principales para el cálculo y resolución del problema:

3.4.1. Main

En este archivo se encuentra la estructura del modelo principal junto con su lógica. Para cada una de las instancias previamente disponibilizadas se procede a:

- Definir los coeficientes de la función objetivo.
- Cargar la instancia.
- Incorporación de los clientes pendientes de instancias anteriores.
- Ejecución de la optimización.

3.4.2. Clases y Funciones

En este archivo se encuentran definidas todas las funciones definidas y clase implementada para ejecutar la totalidad del código.

- Clase implementada

Para una mejor y más clara ejecución del modelo se implementó una clase para el cálculo e interpretación de las instancias. Las mismas son inicialmente creadas a partir de un archivo CSV con todos los datos de los pedidos.

- Atributos principales de la clase
 - entregas: Aquí se almacenan en forma de lista todos los datos provenientes del CSV.
 - Distancias: Matriz de distancias entre todos los clientes de la instancia entre sí y con el depósito.
 - tiempos: Matriz de tiempos entre todos los clientes de la instancia entre sí y con el depósito.
- Funciones principales de la clase
 - leer_datos: A partir del CSV lee cada una de las filas registrando para cada cliente: fecha de facturación, número de factura, latitud y longitud de entrega, días de la semana en los cuales pueden ser entregados los pedidos, ventanas de tiempo de entrega, volumen total de los productos a entregar, entre otros. Estos se guardan en diversas estructuras como listas y diccionarios. Adicionalmente se adiciona el depósito, con los datos y días disponibles para realizar el reparto.
 - calcular_matriz_distancias_manhattan: Para el cálculo de todas las distancias entre todos los puntos pendientes de visitas: clientes y depósito.
 - calcular_velocidad_proporcional: Para a través de la matriz de distancias calcular las velocidades estimadas entre todos los puntos posibles del recorrido.
 - calcular_matriz_tiempos: A partir la función de velocidades y distancias poder calcular los tiempos aproximados necesarios para recorrer de cada punto a todos los restantes.
 - filtrar_instancia: Esta función tiene la finalidad disponibilizar los clientes que en la resolución de la instancia no se serán visitados al día siguiente, quedando como pendientes.
- Principales funciones implementadas
 - obtener_feriatos: La función a través la utilización de la url <https://api.argentinadatos.com/> se obtienen los días no laborables para el período analizado.
 - cargar_instancias: A partir del nuevo día a analizar y a las entregas pendientes, en caso de que haya, genera la instancia a procesar.

- `agregar_variables`: Dentro de la función se definen y se incorporan todas las variables y los coeficientes que participan en el modelo y en la función objetivo.
- `agregar_restricciones`: Con esta función se incorporan todas las restricciones definidas en el modelo considerando la estructura de datos implementadas en el modelo en Python.
- `armar_lp`: Esta función se utiliza para construir el modelo a partir de las instancias y los coeficientes de la función objetivo dados. Para esto utiliza las funciones `agregar_variables`, `agregar_restricciones` y se define que es un problema de minimización.
- `obtener_solucion`: Se extrae el estado del modelo como las variables de decisión que se obtienen de la resolución del modelo a través de CPLEX. Entre estas están los días en lo que se programarían las entregas, las entregas asociadas a cada día, el orden y horario del recorrido.

Adicionalmente para el análisis se calcula a partir de estas variables, la distancia recorrida diariamente, la capacidad utilizada en cada día y cuanto es el tiempo estimado para la realización del recorrido.

3.4.3. Variables de entorno

En este archivo de almacenan los siguientes datos propios del modelo a resolver:

- Longitud y latitud del depósito para el inicio y fin de la jornada laboral
- Hora mínima de inicio de la jornada laboral
- Distancia máxima de recorrido por día [km]
- Carga máxima admisible por la camioneta de reparto utilizada [cm3]
- Tiempo máximo del recorrido entre la salida y la llegada [h]
- Tiempo de atención por cliente en destino [h]
- Cantidad de días a considerar

4. Resultados

En las siguientes secciones de este capítulo se exponen los resultados y análisis obtenidos con el modelo presentado, instancias y variaciones de éstas para enriquecer el análisis y conclusiones.

4.1. Función objetivo

4.1.1. Formulación Inicial

Dado que el objetivo de este trabajo es minimizar la cantidad de entregas en un período prolongado, se evaluó la toma de decisiones de forma continua, día a día, utilizando como instancias los pedidos históricos reales de los días hábiles entre el 22/03/2024 y el 30/08/2024. En este período se realizaron en total 56 contrataciones de reparto efectivas.

Se realizó la primera ejecución y la primer infactibilidad se dio el 18/06/2024 (55% del período), lo que en términos prácticos implicaría una contratación de emergencia extra para suplir los pedidos o en cambios de los límites acordados con el servicio de flete. Para este primer período se requirieron contratar 23 días para las entregas. Para el período restante se requirieron de 25 entregas adicionales, dando un total de 48 entregas necesarias más una de emergencia, siendo 49. Esto implica un 13% de mejora respecto a lo contratado realmente.

Además, se observó que, al minimizar la cantidad de días necesarios por instancia, el modelo no priorizaba adecuadamente las entregas más antiguas. Como resultado, en algunos casos, se postergaban pedidos que vencían el siguiente día, lo que generaba entregas innecesarias en días posteriores con un número reducido de pedidos, afectando la eficiencia operativa, teniendo posibilidad de mejora en este aspecto.

4.1.2. Prueba de Coeficientes

Para generar todas las combinaciones posibles de para los 3 coeficientes en la función objetivo, se buscó buscar combinaciones de proporciones posibles entre los coeficientes asociados a cada uno de los días de entrega para que el algoritmo priorice distintas combinaciones de días de existir la posibilidad de elegir. La siguiente tabla enumera todas las combinaciones a analizar y la lógica detrás de cada combinación:

Tabla 1. Combinaciones coeficientes función objetivo.

Grupo	Lógica	ID	C_0	C_1	C_2
1	$X_i = X_j = X_k$	1	1	1	1
2	$X_i = X_j$ $X_i + X_j < X_k$	2	1	1	3
		3	1	3	1
		4	3	1	1
3	$X_i = X_j$ $X_i + X_j = X_k$	5	1	1	2
		6	1	2	1
		7	2	1	1
4	$X_i = X_j$ $X_i > X_k$	8	3	3	1
		9	3	1	3
		10	1	3	3
5	$X_i < X_j < X_k$ $X_i + X_j = X_k$	11	1	2	3
		12	1	3	2
		13	3	1	2
		14	3	2	1
		15	2	3	1
		16	2	1	3
6	$X_i < X_j < X_k$ $X_i + X_j < X_k$	17	1	2	4
		18	1	4	2
		19	4	1	2
		20	4	2	1
		21	2	4	1
		22	2	1	4

La combinación con ID 1, es la analizada en la subsección anterior, sin priorizar ningún día en el análisis.

Las combinaciones pertenecientes al grupo 2 ante la posibilidad de evitar entregar 1 día, se intentará evitar a toda costa, inclusive si se decidiera repartir los otros 2 días restantes.

Similar al grupo 2, el grupo 3 es indistinto ante decidir repartir el día que se quiere evitar o los 2 restantes.

El grupo 4 buscará repartir a todos los clientes en 1 día en particular, de no ser posible, será indistinto ante él la utilización de los 2 restantes.

De forma diferente, las combinaciones/permutaciones en el grupo 5 priorizan jerárquicamente a todos los días, en estos casos el día con mayor que se quiere evitar es equivalente que utilizar los otros 2 días restantes.

Por último, el grupo 6 son combinaciones de coeficientes tal que se quiere evitar a toda costa el uso de un determinado día y priorizando la utilización de uno de los 2 días restantes.

El siguiente cuadro, muestra para cada combinación de coeficientes, los resultados obtenidos en la simulación del mismo período que en el análisis anterior:

Tabla 2. Resultados por coeficientes en función objetivo.

ID	C_0	C_1	C_2	Días programados	Infactibilidades	Equivalencia	Variación porcentual respecto contrataciones reales
1	1	1	1	48	1	51	9%
2	1	1	3	58	0	58	-4%
3	1	3	1	63	1	66	-18%
4	3	1	1	33	2	39	30%
5	1	1	2	60	0	60	-7%
6	1	2	1	63	1	66	-18%
7	2	1	1	33	2	39	30%
8	3	3	1	36	3	45	20%
9	3	1	3	38	1	41	27%
10	1	3	3	75	0	75	-34%
11	1	2	3	75	0	75	-34%
12	1	3	2	75	0	75	-34%
13	3	1	2	33	3	42	25%
14	3	2	1	32	1	35	38%
15	2	3	1	43	2	49	13%
16	2	1	3	37	1	40	29%
17	1	2	4	75	0	75	-34%
18	1	4	2	75	0	75	-34%
19	4	1	2	33	3	42	25%
20	4	2	1	33	1	36	36%
21	2	4	1	43	2	49	13%
22	2	1	4	37	0	37	34%

El concepto de equivalencia surge de aplicar un coeficiente sobre la cantidad de infactibilidades que se generan del período en cuestión y no realizar la suma aritmética de los días programados y cantidad de infactibilidades únicamente. La definición de este surge de 2 factores que son tenidos en cuenta:

- En primer lugar, se debe a que, al interrumpirse la ejecución de las instancias, los clientes al momento de la interrupción no son considerados en las siguientes instancias por lo que se considera que 2 días extra deben de contemplarse para suplir esos pedidos pendientes.
- Adicionalmente se agrega 1 día en concepto de costo extra por tener la necesidad de contratar un servicio adicional de emergencia y/o modificar las condiciones de contratación del servicio de flete en termino de cantidad de horas/distancias contratadas.

Es por esto por lo que para calcular la variación y posterior comparación respecto a la cantidad efectivamente utilizada con la metodología actual se utiliza la siguiente lógica.

$$\text{Equivalencia de días} = \text{Días programados} + 3 * \text{Cantidad de infactibilidades}$$

De los resultados obtenidos se destacan los siguientes puntos principales:

- Las combinaciones de coeficientes que priorizan la entrega en el día 1 con coeficiente C_0 igual a 1 (2, 3, 5, 6, 10, 11, 12, 17, 18) son grupos de instancias que tienen pocas o nulas infactibilidades ya que no posponen pedidos. Lo anterior mencionado va en detrimento a la eficiencia del servicio, teniendo que programar entregas una alta cantidad de días, resultando de una menor eficiencia de la referencia de 56 días.
- En contrapartida están los casos en que el mayor coeficiente se encuentra en el día 1, postergando las entregas lo más posible como es el caso de los conjuntos 4, 8, 9, 13, 14, 19, 20. En estos casos se reduce drásticamente la cantidad de días de entregas necesarios a costa de más infactibilidades causada por la acumulación de pedidos por haberlos postergado.
- Como análisis particular, la combinación N°14 es la que mejor resulta, con la menor cantidad de entregas teniendo una única infactibilidad. La combinación de estos coeficientes (3, 2, 1) busca postergar los pedidos al último día de ser posible ubicar a todos para ese día y de no ser posible prioriza entregarlo el segundo día, intentando evitar el uso del primer día.
- Si bien no es la mejor alternativa en términos de eficiencia, la alternativa 22 logra destacar ya que esta combinación de coeficientes logra postergar las entregas para el día 2 mayoritariamente y evitando la acumular pedidos para un eventual tercer día, equilibrando la postergación de los pedidos, sin una alta penalización por utilizar el día siguiente, de ser necesario.

4.1.3. Función Objetivo Ajustada

Al procesar las instancias con el ajuste que prioriza levemente concentrar una mayor cantidad de entregas el primer día, el análisis se centró exclusivamente en los casos donde los coeficientes del primer día eran equivalentes a los del segundo o tercer día, o a la suma de ambos. Esto se debe a que, en los demás días, el impacto es nulo, dado que la función principal de este ajuste es maximizar la cantidad de entregas asignadas al día 0 sin modificar la cantidad total de días utilizados.

Los resultados obtenidos en las diversas pruebas realizadas fueron los siguientes:

Tabla 3. Resultados por coeficientes en función objetivo ajustada.

ID	C_0	C_1	C_2	Días programados	Infactibilidades	Equivalencia	Variación porcentual respecto contraraciones reales	Variación P.P. respecto sin ajuste.
1	1	1	1	75	0	75	-34%	-43
2	1	1	3	75	0	75	-34%	-30
3	1	3	1	75	0	75	-34%	-16
4	3	1	1	27	4	39	30%	0
5	1	1	2	75	0	75	-34%	-27
6	1	2	1	75	0	75	-34%	-16
7	2	1	1	31	2	37	34%	4
8	3	3	1	43	2	49	13%	-7
9	3	1	3	33	2	39	30%	4
10	1	3	3	75	0	75	-34%	0
11	1	2	3	75	0	75	-34%	0
12	1	3	2	75	0	75	-34%	0
13	3	1	2	30	1	33	41%	16
14	3	2	1	30	4	42	25%	-13
15	2	3	1	43	2	49	13%	0
16	2	1	3	36	0	36	36%	7
17	1	2	4	75	0	75	-34%	0
18	1	4	2	75	0	75	-34%	0
19	4	1	2	31	2	37	34%	9
20	4	2	1	31	2	37	34%	-2
21	2	4	1	43	2	49	13%	0
22	2	1	4	36	0	36	36%	2

En primera instancia se puede ver que todas las alternativas que tenían el menor coeficiente en asociado al día 0, la decisión para todas las instancias pasó a ser que se reparta todos los días con pedidos nuevos, un total de 75 para el período en cuestión. La causa de esto se debe a que, ante indiferencia entre repartir el primer día o alguna combinación de los siguientes, el modelo siempre elige repartir el primer día para poder incluir más pedidos en el día 0 y así reducir el valor tomado por la función objetivo.

Para el resto de las combinaciones de coeficientes las variaciones son de menor magnitud sin embargo la mayoría son positivas respecto a la menor utilización de días utilizados. Como se puede observar, gracias a esta pequeña modificación en la función objetivo se logró reducir por un lado la cantidad de días requeridos de servicio como se puede observar en las combinaciones de ID 7 y 22 que, sin alterarse la cantidad de infactibilidades, se generó una eficiencia en la utilización de días. La causa de esto se debe a que, ante la decisión de repartir al día siguiente, se consideró la mayor cantidad de pedidos posibles para ese día.

En el caso del ID 9, se logran eliminar 2 infactibilidades ya que al utilizar mejor los días en que se realizan repartos, no se postponen pedidos que dificultan las entregas futuras.

La mejora en el ID 13 (cómo en el 16 y 19) se da por ambos factores anteriores, reducción de días y de infactibilidades logrando una mejora del 41% en términos de costos respecto al criterio de toma de decisión utilizado en 2024.

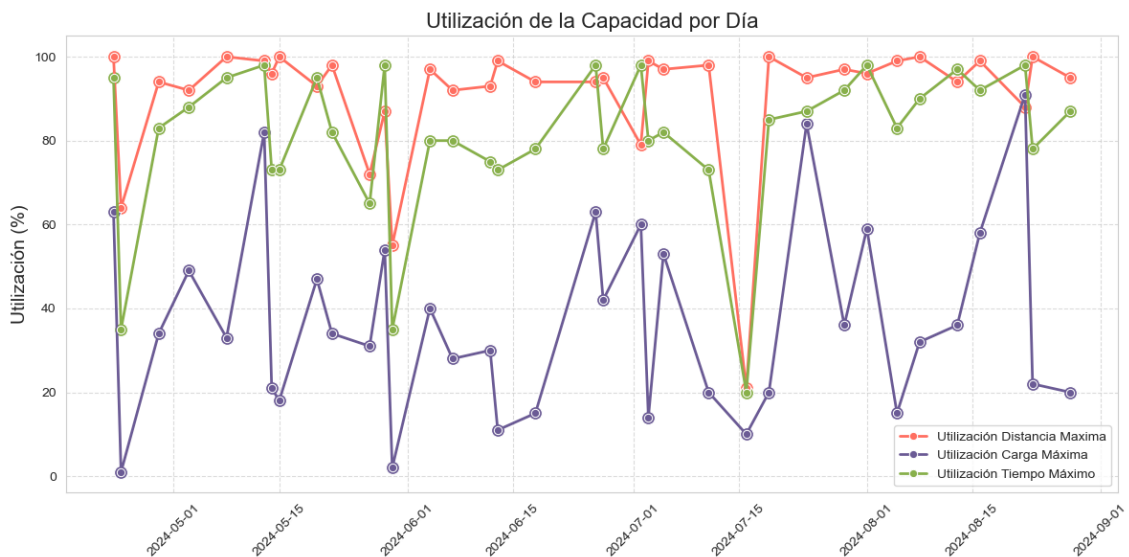
Si bien, según el análisis realizado, la alternativa 13 con el ajuste en la función objetivo ofrece la solución más eficiente, desde una perspectiva operativa y considerando la capacidad resolutoria actual de la empresa, se optará por la combinación de coeficientes 2, 1, 4 propuesta en la alternativa 22. Esta opción a la igual que la 16, mejora el desempeño en un 36%, será utilizada en los análisis subsiguientes, ya que no presenta infactibilidades que, en términos operativos, podrían generar serios inconvenientes para la empresa.

4.2. Análisis de Capacidad

En esta sección se buscará analizar y comparar los resultados que se obtienen al utilizar el modelo propuesto y la mejor solución obtenida sin infactibilidades: combinación de coeficientes 2, 1, 4 para los tres días a considerar de la instancia incluyendo el ajuste de la función objetivo que busca maximizar la cantidad de clientes entregados en el primer día cuando es utilizado. En la Figura 11 se puede visualizar para cada una de las 3 restricciones más determinantes para el contrato del servicio de entrega, la capacidad utilizada para cada una de las siguientes restricciones:

- Distancia máxima.
- Carga máxima.
- Tiempo máximo.

Figura 11. Utilización de capacidad para combinación 2, 1, 4 de coeficientes y función objetivo ajustada.



De la figura se pueden extraer varios puntos a analizar:

- En primer lugar, en cuanto a la capacidad de carga de la camioneta utilizada si lo comparamos con el 25% que se carga actualmente con la metodología actual en promedio pasaría a un 37% en promedio en los días que se reparte (siendo consistente con la reducción de días, tiene que haber un aumento de la capacidad de carga de forma inversamente proporcional). Adicionalmente se puede ver que solo 3 días supera el 80% de la capacidad máxima.
- En segundo lugar, tanto la distancia máxima como el tiempo máximo de recorrido son las restricciones que más limitan el modelo dadas las condiciones actuales. Se puede

observar cómo la capacidad de estas se encuentra en la mayoría de las entregas entre el 80 y 100% de la capacidad.

- Finalmente se puede ver cómo hay días en que cae abruptamente el uso de los 3 recursos, esto se debe a que al modelo le queda pendiente entregar a 1 o 2 clientes por restricciones de tiempo o distancia y se tiene que entregar por la fecha límite de 3 días desde la compra. En estos casos se podría ver la posibilidad de flexibilizar las restricciones con el proveedor de servicio de transporte para el día de entrega anterior, incrementando el pago, evitando tener que realizar una nueva contratación por un único cliente el día siguiente. Paralelamente se podría buscar alterar el plazo de entrega para el cliente si la compra no es carácter urgente y puede esperar unos días más la entrega. Es por esto por lo que en la próxima sección se analizaran diversos escenarios modificando diversos parámetros.

Además del análisis sobre la utilización de las restricciones de capacidad, al calcular particularmente el tiempo de entrega promedio desde la realización del pedido hasta la entrega de este, este resulta de 1.88 días hábiles en todo el período. Este valor es un 20% mayor que al histórico real de 1.57 días hábiles en promedio. Desde el punto de vista de los clientes esta disminución de los tiempos de entrega podría impactar negativamente en la percepción del servicio por más de que no exceda el límite de 3 días acordados con los clientes.

4.3. Análisis de Sensibilidad

Para evaluar el comportamiento del modelo y la solución propuesta ante variaciones en las condiciones del entorno, en esta sección se realizarán una serie de análisis para comprender cómo afectan modificaciones en los parámetros definidos como fijos inicialmente. Estas condiciones son mayormente relacionadas a las condiciones de contratación del servicio de flete por lo que estos análisis permitirán realizar nuevas propuestas en los límites contractuales y mejorar aún más la eficiencia en cuanto a la distribución de los productos. Las variables y restricciones principales que se considerarán son:

- Capacidad de la camioneta contratada.
- Tiempo máximo diario del recorrido permitido.
- Distancia máxima diaria del recorrido permitida.

Para este análisis se considerará la combinación de coeficientes de la función objetivo número 22 (2, 1, 4) con la función objetivo ajustada, maximizando la cantidad de entregas para el día 1. Cuyo resultado en términos de la cantidad de días a utilizar en el período de análisis es de 36 días, los cuales serán utilizados para referenciar los análisis subsiguientes.

4.3.1. Capacidad de la camioneta contratada

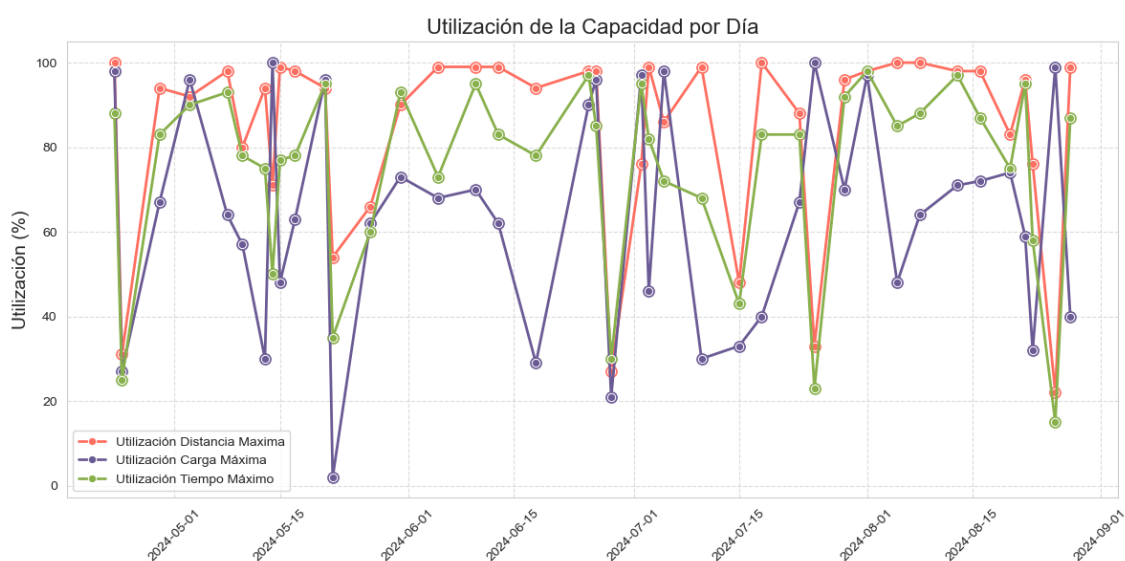
Como se comentó en los capítulos anteriores, la capacidad volumétrica es una de las restricciones con mayor holgura ya que el uso de la camioneta no suele pasar el 50% de su capacidad volumétrica en menos de la mitad de las instancias analizadas en las que se decide realizar la distribución de productos el primer día.

Para ver el impacto que tendría en la cantidad de viajes necesarios, la utilización de una camioneta más pequeña, se realizó un análisis que contempla la utilización de una camioneta con capacidad igual al pedido más grande registrados en el período de interés que se trata de aproximadamente 2.7 m³. Este valor también es de interés ya que se trata aproximadamente al

80%-90% la capacidad de carga admisible de un furgón estándar que rondan los 3 m³ aproximadamente.

Luego de ejecutar el modelo con los parámetros establecidos, se requirieron de 40 días efectivos de contratación que si consideramos el costo implícito cómo fue abordado anteriormente, dando un total de 43 días equivalentes, representando un 19% de aumento en los costos respecto dadas condiciones actuales en días de contratación. En cuanto a la capacidad utilizada bajo estas condiciones es en promedio del 64% de los cuales 11 días utilizan una capacidad mayor al 80% como se ve en la siguiente figura junta a la utilización de la utilización de cada restricción analizada.

Figura 12. Utilización de capacidad para reducción a 2.7m³ del volumen utilizable de la camioneta.



Del gráfico se puede observar que las tres capacidades se encuentran aproximadamente niveladas y no hay ninguna que se encuentre sub o sobre utilizada en comparación al resto consistentemente, logrando un equilibrio entre tiempo, distancia y capacidad total en la realización de los envíos.

Este análisis puede ser considerado para próximas negociaciones con este u otro proveedores de servicios de flete y las implicancias de tener a disposición un vehículo con menores dimensiones. A pesar del incremento del 19% en el costo (debido a la cantidad de días utilizados), se podría reducir el precio ya que vehículos más pequeños consumen menos combustible y la amortización del equipo es menor por lo que se podría acordar un menor precio unitario por día.

4.3.2. Variación del tiempo máximo diario

4.3.2.1. Aumento del tiempo máximo diario

Para evaluar el impacto de un aumento de la cantidad de horas disponibles para realizar el reparto diario, se consideró 8 horas para el análisis ya que corresponde a una jornada laboral completa.

Al simular con el resto de los parámetros constantes, la solución obtenida requiere de 34 días (6% menos que con 6 horas). Esto quiere decir que un aumento del 33% de las horas que se tiene a disposición la camioneta junto al chofer reduce únicamente el 6%. En este caso la variación en el costo no es significativa, esto se debe a que la restricción de distancia máxima

diaria es más restrictiva ante una variación del tiempo máximo. En los siguientes análisis se abordará dicha situación.

En cuanto a la utilización de la capacidad, al elevarse a 8 horas y reduciéndose en 2 días la cantidad de días requeridos, esta se sitúa en 63% en promedio con solo 4 días con más del 80% del uso de la capacidad.

4.3.2.2. Disminución del tiempo máximo diario

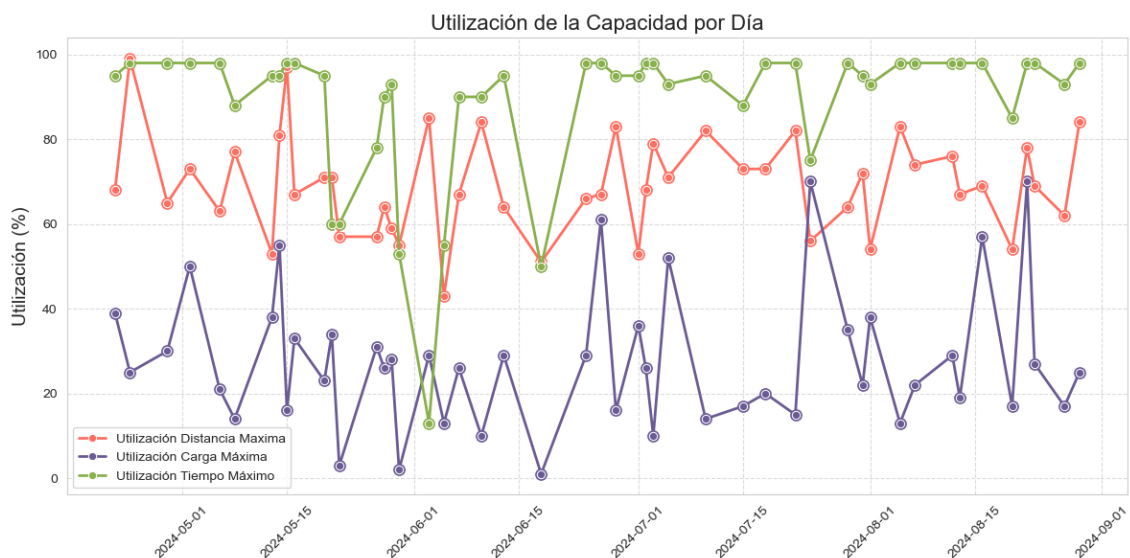
En este caso se evaluará cuantos días son necesarios si se tiene en cuenta que solo se disponen de 4 horas para la realización del reparto, lo que implica una reducción del 33% de la cantidad de horas en la contratación.

Luego de analizar el comportamiento en el período de tiempo, se observa un incremento del 41% en los días necesarios pasando a ser 48 días efectivos con una infactibilidad resultando en 51 días de costo. En cuanto a la utilización del recurso tiempo, en promedio para los días utilizados es de 89%. De los 48 días, 40 de ellos sobrepasa el 80% del tiempo disponible, convirtiéndose en una restricción crítica para el modelo planteado.

Debido a que las horas máximas de servicio no es directamente proporcional al costo del servicio, no es aconsejable reducir a 4 horas únicamente ya que además de incurrir en mayores costos, se corre el riesgo de exceder el tiempo máximo y recaer en una penalidad o disconformidad.

En la figura a continuación se puede observar claramente cómo el tiempo se vuelve un factor crítico por sobre las distancias y volúmenes.

Figura 13. Utilización de capacidad para reducción a 4 horas de tiempo máximo disponible por día.



4.3.3. Variación de la distancia máxima diaria

4.3.3.1. Aumento de la distancia máxima diaria

En este apartado se analizará el resultado de incrementar la distancia máxima a 200km (incremento del 33%) diarios. El impacto en la cantidad de días necesarios a contratar es en 4 días menos (11%) pero con una infactibilidad resultando en una ganancia económica teórica de

tan solo el 3% al considerar el costo a través de los 3 días equivalentes. Es esto que no es conveniente proponer dicha modificación en la modalidad de contratación si el costo es proporcional a la cantidad de kilómetros máximos diarios.

4.3.3.2. Disminución de la distancia máxima diaria

El siguiente resultado proviene de considerar el modelo original, pero en vez de tener una distancia máxima diaria de 150 kilómetros, se consideró 120. En este caso, al optimizar día a día no se generó ninguna infactibilidad. En cuanto a la cantidad de días, se requerirían 46 días. El impacto de reducir en un 20% la cantidad máxima a recorrer aumentaría en un 2% los costos.

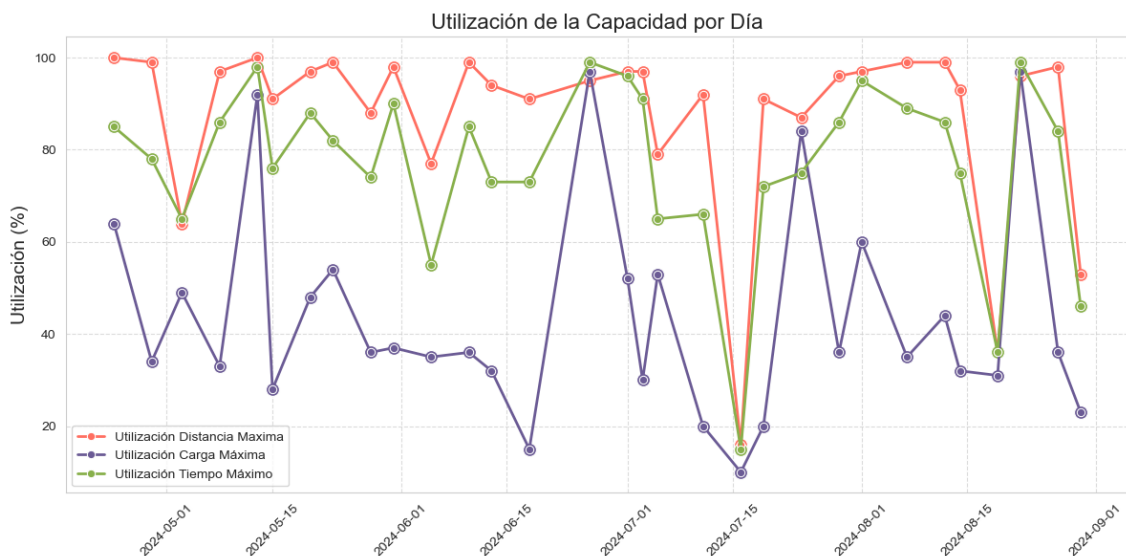
De los días utilizados, la capacidad promedio respecto de la distancia máxima es aproximadamente el 90% convirtiéndose muy crítica siendo, la gran mayoría de las veces, la restricción con mayor porcentaje de utilización.

4.3.4. Aumento de distancia y tiempo máximo diario simultáneamente

Al aumentar en un 33% tanto el límite de distancia (de 150 a 200km) como el tiempo máximo (de 6 a 8 horas) se logra una reducción en los días en un 14% llevando de 36 a 31 días (sin generar infactibilidades).

En la siguiente figura se puede ver los valores de las 3 restricciones analizadas viendo el porcentaje de utilización de cada uno de los recursos: tiempo, capacidad volumétrica y distancia.

Figura 14. Utilización de capacidad para el incremento del 33% del límite de distancia y tiempo de utilización.



Por lo que se puede observar, la mayor limitación se sigue encontrando en el tiempo de viaje y distancia del recorrido que se comportar similar ya a mayor distancia es mayor el tiempo requerido y viceversa. En cambio, el volumen utilizado depende particularmente de la composición de los pedidos y no de la localización de los puntos de entrega.

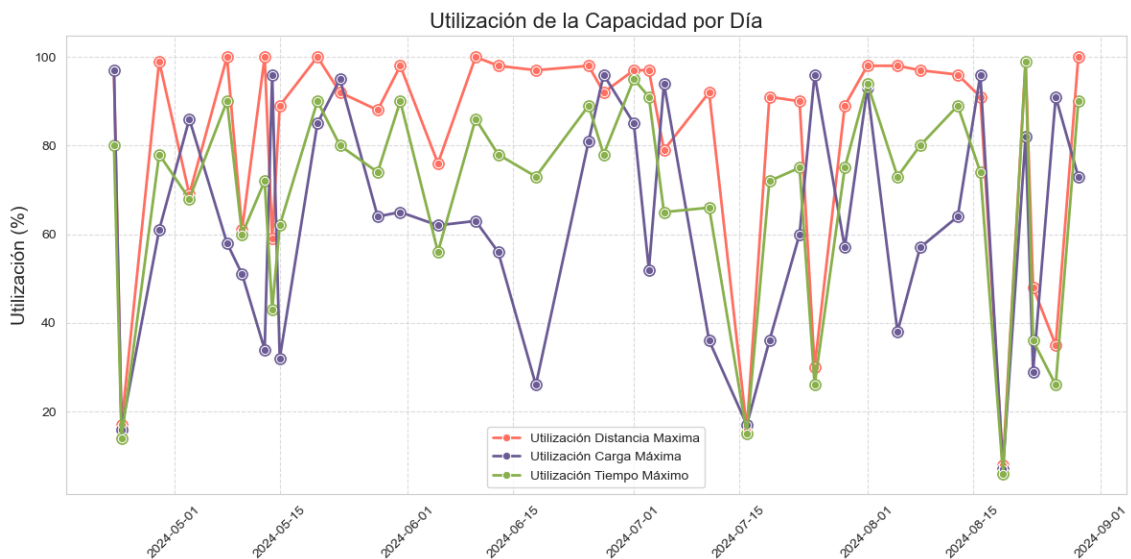
Si bien se logra una mejora, se puede hipotetizar que, debido a la política de entrega dentro de los 3 días, no se puede reducir más la cantidad de días ya que por más que se reduzcan los tiempos de entrega y las distancias a recorrer, los pedidos deben ser entregados necesariamente, no pudiendo acumularlos más de 3 días.

4.3.5. Aumento de distancia y tiempo con reducción de la capacidad volumétrica.

Al buscar una alternativa que relaje las restricciones de distancia como de tiempo pero que a su vez permita reducir el tamaño de la camioneta utilizadas se analizó la alternativa de incrementar a 200 kilómetros diarios y 8 horas de trabajo las restricciones de distancia y tiempo respectivamente en simultáneo a una reducción del volumen admisible de una camioneta furgón de 3m³.

Al resolver las instancias da como resultado una cantidad de días requeridos igual a 38, solo un 5% por encima requerida con configuración del contrato actual, reduciendo a casi la mitad el tamaño de la camioneta utilizada. En cuanto a la utilización de las restricciones se logra un equilibrio de estas, reportando en la mayoría de los días una utilización entre el 60 y 80% para cada una de ellas como se ve en la Figura 15.

Figura 15. Utilización de capacidad para el incremento del 33% del límite de distancia y tiempo de utilización y capacidad volumétrica de 3 m³.



5. Conclusiones

El presente trabajo de tesis ha abordado el problema de optimización en la distribución de productos de higiene para Clean Wipe, una pyme del sector de higiene y seguridad industrial. A través del desarrollo e implementación de un algoritmo de optimización, se buscó mejorar la planificación de entregas, considerando restricciones operativas como ventanas de tiempo, capacidad de carga de las unidades de transporte y políticas de distribución establecidas por la empresa.

Resumen de los hallazgos principales: El análisis y la implementación del algoritmo permitieron identificar mejoras significativas en la eficiencia logística. Se logró reducir la cantidad de viajes y optimizar la asignación de pedidos a cada día de transporte, lo que se tradujo en una disminución de costos operativos y cumpliendo con las restricciones operativas como comerciales. Los resultados muestran que la empresa podría reducir en un 36% los costos de transporte sin riesgo de tener entregas fallidas.

Aportes y contribuciones: Esta investigación aporta un enfoque metodológico basado en algoritmos de optimización que pueden ser aplicados en empresas con características similares a Clean Wipe. La implementación del modelo permite no solo mejorar la eficiencia operativa, sino también proporcionar una base para futuras decisiones estratégicas en la logística de distribución cómo se hizo mención en el capítulo anterior.

Limitaciones del estudio: Si bien el modelo desarrollado muestra ser efectivo en la optimización de la distribución, existen ciertas limitaciones:

- En primer lugar, la calidad de los resultados depende en gran medida de la precisión y actualización de los datos utilizados, entre los más críticos se encuentran: el volumen de los productos, localización de entrega a través de coordenadas, franjas horarias de entrega y días disponibles de entrega. Un ejemplo de esto último es que se ha detectado que existe en la base actual clientes a los cuales se les puede entregar por fuera de las ventanas horarias registradas, por ejemplo, dejando en la recepción o seguridad.
- Por otra parte, al no contar con tiempos reales de los recorridos ni se utilizan mapas reales para el cálculo de distancia, estas pueden variar levemente del resultado real.
- Restricciones de horarios y zonas de acceso con vehículos no son tomadas en cuenta. En particular se hace mención debido a las restricciones vigentes en el centro de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires que el horario de ingreso a ciertas zonas con vehículos se encuentra limitada.
- Para el análisis solo se tomaron los clientes que fueron entregados por el servicio de flete, quedando excluidos aquellos que fueron retirados en depósito y/o entregados con la camioneta auxiliar de la empresa, teniendo el potencial de realizar entregas adicionales sin insumir en mayores costos.

Implicaciones Prácticas y recomendaciones: Los resultados de esta tesis pueden ser aplicados en el ámbito empresarial para mejorar la toma de decisiones en la logística de distribución. Se recomienda la integración del modelo con sistemas de gestión. Asimismo, es fundamental la capacitación y coordinación del personal del área de ventas y operaciones para tener los datos de las entregas y clientes de forma correcta y actualizados.

A partir de los resultados y análisis de sensibilidad realizados, se recomienda revisar la modalidad de contratación del servicio logístico. En particular, se sugiere flexibilizar algunas restricciones operativas, como el tiempo máximo o la distancia diaria, mediante incentivos diferenciales que permitan extender marginalmente estos límites en ciertos días. Esta estrategia podría evitar la necesidad de utilizar días adicionales que, como se ha demostrado, reducen significativamente la eficiencia operativa. Asimismo, se aconseja comparar el costo del proveedor actual con otras alternativas, incluyendo aquellos que operan con vehículos más pequeños, para evaluar la relación entre precio, capacidad operativa y adaptabilidad a los requerimientos de entrega.

Líneas futuras de investigación: A partir de este trabajo, se identifican diversas oportunidades de mejora y extensión. Entre ellas, la incorporación de modelos predictivos para anticipar la demanda y mejorar la planificación a mediano y largo plazo. Además, se podría explorar el uso de algoritmos híbridos que combinen técnicas heurísticas con aprendizaje automático u otras técnicas como la utilización de clientes ficticios que permitan mejorar aún más la logística. Esto permitirá obtener una optimización más robusta y adaptable a condiciones dinámicas.

En conclusión, esta tesis ha demostrado la viabilidad y el impacto positivo del uso de algoritmos de optimización en la distribución de productos de higiene, sentando las bases para futuras investigaciones y aplicaciones en el sector logístico de bajo volumen.

Referencias

- Dantzig, G., Fulkerson, R., & Johnson, S. (1954). Solution of a Large-Scale Traveling-Salesman Problem. *Journal of the Operations Research Society of America*, 2(4), 393–410.
- Eksioglu, B., Vural, A. V., & Reisman, A. (2009). The vehicle routing problem: A taxonomic review. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4), 1472-1483.
- Esmerok, I. B. (2015). Random scheduling with deadlines under dichotomous preferences. *Journal of Mathematical Economics*, 61, 96–103.
- Frias, N., Johnson, F., & Valle, C. (2023). Hybrid Algorithms for Energy Minimizing Vehicle Routing Problem: Integrating Clusterization and Ant Colony Optimization. *IEEE Access*, 11, 125800–125821. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3325787>
- Gendreau, M., Laporte, G., & Seguin, R. (1995). An Exact Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands and Customers. *Transportation Science*, 29(2), 143–155.
- Gendreau, M., Laporte, G., & Seguin, R. (1996). A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands and Customers. *Operations Research*, 44(3), 469–477.
- Golden, B. L., Raghavan, S., & Wasil, E. A. (Eds.). (2008). *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges* (Vol. 43). Springer Science & Business Media.
- Jaillet, P., Qi, J., & Sim, M. (2016). Routing Optimization Under Uncertainty. *Operations Research*, 64(1), 186–200.
- Kuo, Y., & Wang, C.-C. (2011). Optimizing the VRP by minimizing fuel consumption. *Management of Environmental Quality*, 22(4), 440–450. <https://doi.org/10.1108/14777831111136054>
- Laporte, G., Nobert, Y., & Desrochers, M. (1985). Optimal Routing under Capacity and Distance Restrictions. *Operations Research*, 33(5), 1050–1073. <https://doi.org/10.1287/opre.33.5.1050>
- Lera-Romero, G., Miranda Bront, J. J., & Soullignac, F. J. (2022). Dynamic Programming for the Time-Dependent Traveling Salesman Problem with Time Windows. *INFORMS Journal on Computing*, 34(6), 3292–3308.
- Marković, D., Petrović, G., Čojbašić, Ž., & Stanković, A. (2020). THE VEHICLE ROUTING PROBLEM WITH STOCHASTIC DEMANDS IN AN URBAN AREA – A CASE STUDY. *Facta Universitatis. Series: Mechanical Engineering*, 18(1), 107–120.
- Miller, C. E., Tucker, A. W., & Zemlin, R. A. (1960). Integer programming formulation of traveling salesman problems. *Journal of the ACM (JACM)*, 7(4), 326-329.
- Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints. *Operations Research*, 35(2), 254–265.

Apéndice A. Análisis con clientes ficticios

La motivación principal para incorporar clientes ficticios es anticipar posibles escenarios de infactibilidad derivados de una sobrecarga de pedidos. Se plantea la hipótesis de que incorporar clientes que simulen una demanda futura permitirá construir un modelo más conservador y robusto, capaz de evitar situaciones de infactibilidad operativa.

Generación de instancias: En lo relativo a la generación de instancias desarrollado en la sección 3.2, se plantea agregar los siguientes grupos de pedidos

- **Pedidos ficticios del día k+1.**

Para simular los pedidos que ingresarán el día posterior, los cuales eventualmente afectarán la toma de decisión de si es conveniente realizar el reparto el día siguiente, se simulan potenciales pedidos que ingresarán realizando un muestreo aleatorio de todos los pedidos registrados en la serie de datos disponibles en el que se considerará cada uno con:

$$\text{probabilidad} = \frac{1}{\text{cantidad de días hábiles del período}} \times \text{Factor de ajuste.}$$

En este caso el Factor de ajuste será $\frac{2}{3}$ ya que para el modelo principal considera que dichos pedidos deberán ser entregados obligatoriamente en los días k+1 y k+2, de considerar el Factor de ajuste igual a 1 se estaría sobre exigiendo el modelo ya que únicamente consideran los 3 días subsiguientes a k para realizar las entregas. Si bien el valor puede variar para distintos escenarios de mayor o menor riesgo, se considera que los pedidos son entregados proporcionalmente día en los días disponibles de entrega, que en este caso son 3.

Consideración adicional: a estos pedidos que se agregan a la instancia, se relajan las restricciones contemplando que pueden ser entregados cualquier día de la semana para no generar infactibilidades por este motivo.

Nota: por cómo se plantea hacer la simulación eventualmente podrían generarse:

- Pedidos idénticos a los anteriores: en este caso agregarán más volumen al cliente en cuestión.
 - Pedidos que efectivamente serán recibidos el día siguiente debido a la corta longitud de la serie temporal: si bien se estaría realizando un sobreajuste (overfitting), el mismo será despreciado.
- **Pedidos ficticios del día k+2.**

Se genera al igual que para el día anterior pedidos ficticios, en este caso, considerando un Factor de ajuste de $\frac{1}{3}$ y estos pedidos deberán ser entregados únicamente en el día k+3.

Adaptación de metodología: En cuanto a la metodología se propone realizar un conjunto de N simulaciones del Esquema lógico de resolución expuesto en la Figura 10, decidiendo por mayoría

si es necesario contratar el flete para el día siguiente. En caso afirmativo, se selecciona la simulación que optimice criterios como:

- El número de clientes atendidos,
- La distancia total recorrida, o
- La capacidad utilizada del vehículo.

A partir de esta simulación seleccionada, se determinan los clientes a los que se realizarán entregas, y se lleva a cabo una optimización final para definir el orden de las entregas, priorizando la maximización de entregas al día si se decidiera realizar la contratación del servicio de entregas para el día siguiente.

Resultados: Si bien la generación de clientes ficticios y la toma de decisión por mayoría en la solución parece ser una buena alternativa para evitar infactibilidades en días futuros buscando incorporar predecir la demanda hay 2 cuestiones principales que dificultan o imposibilitan la implementación dentro del alcance de la tesis:

- La utilización de días ficticios para el día $k+2$ resultó ser una imposición muy dura al modelo, obligando a que siempre se tenga que repartir ese día por lo que se evitaba mucho entregar el primer día, postergando pedidos y una posterior infactibilidad de realizar los pedidos ante la acumulación de pedidos día tras día.

En este sentido para posteriores análisis se sugiere la eliminación de la generación de clientes ficticios para el día $k+2$ y considerar un aumento del *Factor de ajuste* de los clientes generados el día $k+1$.

- El segundo problema que presentó la incorporación de clientes ficticios fue en términos de tiempo de ejecución. Como se puede observar en detalle en el Apéndice B, los tiempos de ejecución en función de la instancia puede exceder las 2 horas de cómputo necesario. Por lo que, si consideramos una iteración con 5 generaciones aleatorias de clientes, el tiempo para realizar el análisis no sería suficiente ni robusto por la cantidad de iteraciones necesarios.

Líneas futuras de investigación:

- Para futuros análisis o implementación de la metodología con clientes ficticios se recomienda:
 - I. Paralelizar el cómputo de instancias con clientes distintos clientes ficticios
 - II. Optimizar el modelo en términos de tiempo de cómputo.
- Considerar la incorporación de clientes ficticios agregados que capturen la demanda futura pudiendo incorporar regiones que capten tanto volumen, distancia y tiempo adicional a considerar. Esto evita la necesidad de modelar clientes individuales, lo cual que dificulta significativamente los tiempos de cómputo.

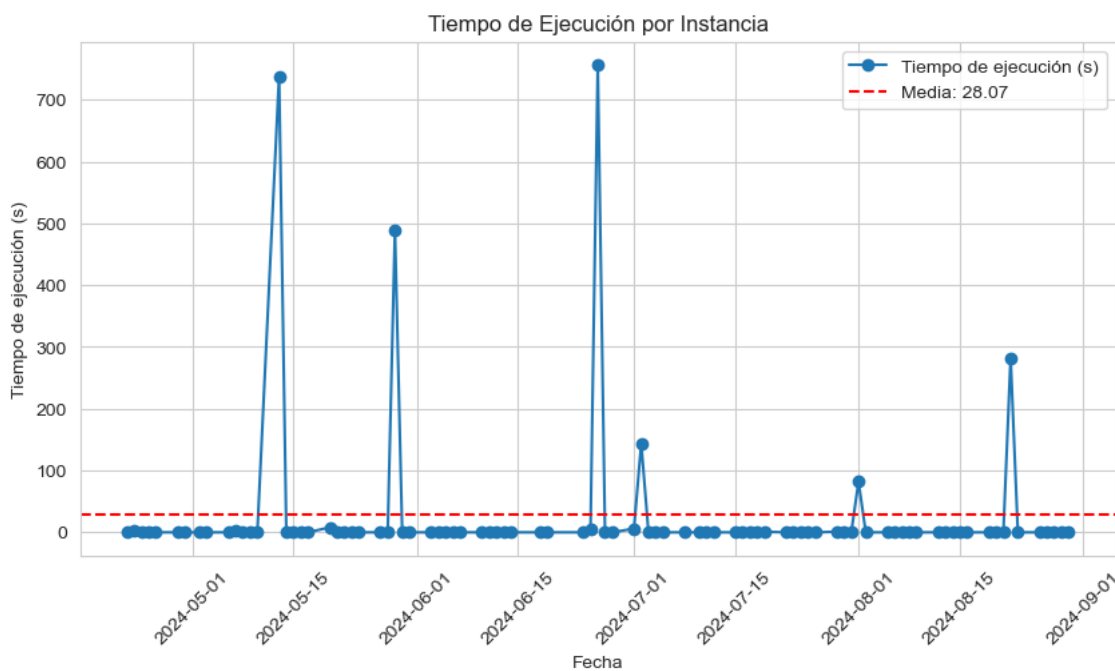
Apéndice B. Evaluación de tiempo de ejecución

Dado que se trata de un problema complejo, el tiempo de ejecución de las instancias se espera que crezca de forma exponencial a la cantidad de entregas pendientes. Para ilustrar los tiempos de ejecución por un lado se expondrán los tiempos incurridos para las instancias reales con la utilización de la función objetivo ajustada y luego se analizarán instancias adicionando de a 1 pedido para ver cómo es la evolución del tiempo necesario.

I. Tiempo de ejecución instancias reales.

Al utilizar la instancia con función objetivo ajustada y cuyos coeficientes fueron 2, 1 y 4 para cada uno de los días, se obtuvieron los siguientes tiempos medidos en segundos:

Figura A 1. Tiempo de ejecución de instancias reales.

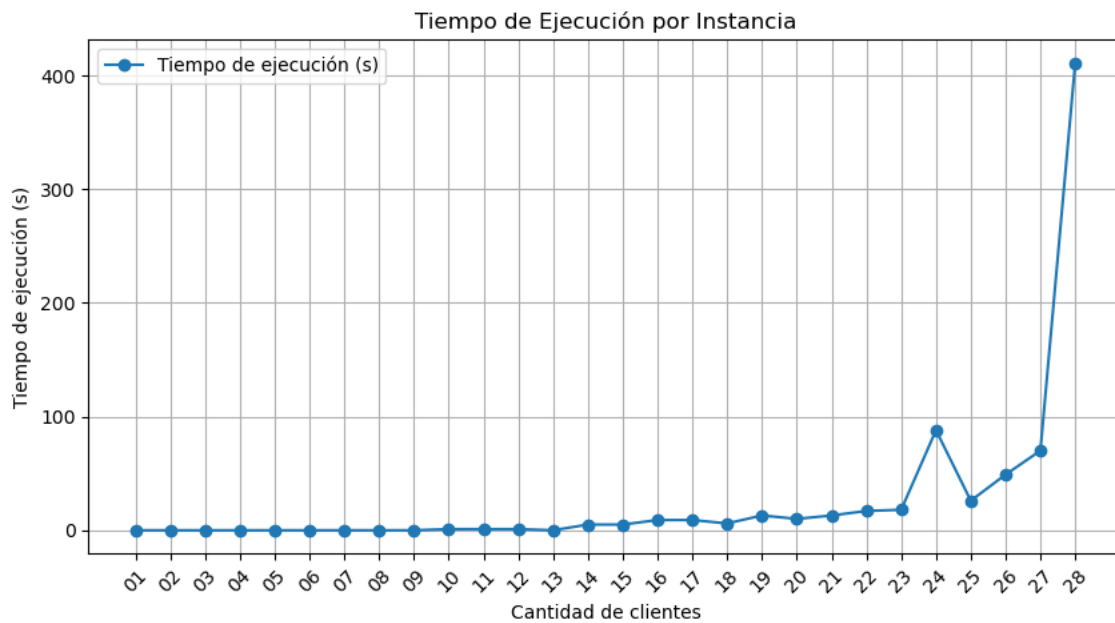


Como se puede observar, en la mayoría de las instancias, los tiempos de ejecución son despreciables, situándose por debajo de un minuto. Sin embargo, en algunos casos donde los pedidos se acumularon, el tiempo de ejecución se incrementó significativamente, superando los 10 minutos. En otras instancias en las que se realizaron estudios han llegado a tardar más de 4 horas de ejecución. Por lo observado en las diversas corridas, cuanto más ajustada estaba la instancia a resolver, más tiempo tardaba su ejecución, en varios casos se ha tenido que interrumpir el estudio y asumir que se trataba de una infactibilidad, en este caso por tiempo de cómputo máximo.

II. Tiempo de ejecución en función de la cantidad de clientes.

Para poder analizar más en detalle el tiempo de ejecución en función de la cantidad de instancias se realizó una prueba con pedidos de una semana modificando las fechas de entrega para poder ser factibles en el mismo período de 3 días, al correr cada una de las instancias independientemente, se obtuvieron los siguientes tiempos de ejecución:

Figura A 2. Tiempo de ejecución de instancias simulada.



Se puede observar como a partir de los 20 clientes el tiempo deja de ser ínfimo hasta, en este caso, al incluir el cliente número 28 ya tarda 8 minutos. Al querer incluir el cliente número 29 no se completó la ejecución dentro de las 12 horas de cómputo.

III. Análisis cualitativo

De la gran cantidad de ejecuciones realizadas con diversos grupos de clientes, funciones objetivas se puede concluir con el siguiente análisis:

- Con la función objetivo ajustada el tiempo de ejecución crece considerablemente e incluso por fuera de las 2 horas para instancias complejas con solución factible, llegando hasta las 10 horas.
- Al posponer clientes y la consecuente acumulación de estos, el tiempo de ejecución se incrementa hasta que se realizan las entregas y disminuye la cantidad de pedidos. La situación se vuelve más crítica al posponer entregas 2 días consecutivos.

Conclusión: En la operación diaria, al ser suficiente ejecutar una única instancia del modelo, en la mayoría de los casos el tiempo de procesamiento no representa un inconveniente, considerando la cantidad actual de clientes reales. No obstante, es importante destacar que la fiabilidad del modelo podría verse afectada ante un eventual aumento en el volumen de pedidos o una acumulación de estos. Esta situación podría generar problemas operativos al dificultar la toma de decisiones a tiempo sin poder definir con suficiente antelación si es necesario contratar el servicio de entregas para el día siguiente.