

Proyecto de Pasantía

Realizado en el Centro de Distribución de Artisan

**Migración a una cámara de frío: Optimización de *Layout* dinámico
con integración de *forecasting* en la gestión de inventarios**

Eduardo Andrés Pérez Durán

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

Profesor Guía:

Raimundo Sánchez

Santiago, Chile

2023

Resumen Ejecutivo

El presente proyecto aborda el desafío logístico de optimizar la distribución de productos en la cámara de frío de la empresa Artisan. Se propone una solución integral que combina el modelo de asignación mediante programación lineal con la predicción de la demanda a corto y largo plazo utilizando el método de Holt-Winters.

La metodología se inicia con la extracción y análisis de datos de órdenes de compra, identificando los productos clave. Se emplea el Test de Tukey para evaluar diferencias significativas de medias en la demanda y se aplica el modelo de Holt-Winters para prever el requerimiento de espacio a largo plazo, minimizando el error cuadrático medio.

Se contempla una fase inicial de extracción y tratamiento de datos, seguida por el desarrollo de modelos y validación, concluyendo con la entrega de resultados y mejoras continuas. La matriz de riesgos identifica posibles obstáculos y propone estrategias de mitigación.

El impacto económico se refleja en un ahorro de hasta 113.4 horas operativas mensuales al optimizar los procesos logísticos. Este enfoque innovador no solo promete eficiencia operativa, sino también la mejora continua mediante simulaciones y ajustes a las predicciones.

En la fase final, se desarrolla un modelo de programación lineal para la asignación óptima de productos en la cámara de frío, integrando el pronóstico a corto plazo. Los resultados indican una reducción del 53.72% en el flujo operativo medido sobre la situación actual, destacando la eficiencia del nuevo diseño.

El proyecto ofrece una solución integral y escalable para la optimización logística de Artisan, aprovechando la predicción de la demanda y la programación lineal para mejorar significativamente la eficiencia en la distribución de productos en la cámara de frío.

Palabras claves: Centro de distribución, logística, eficiencia, problema de asignación, Layout dinámico, Holt-Winters, cámara de frío, Región Metropolitana.

Abstract

This project addresses the logistical challenge of optimizing product distribution in Artisan's cold storage facility. It proposes a comprehensive solution that combines a linear programming allocation model with short and long-term demand prediction using the Holt-Winters method.

The methodology begins with the extraction and analysis of purchase order data to identify key products. The Tukey Test is employed to assess significant differences in demand means, and the Holt-Winters model is applied to forecast long-term space requirements, minimizing mean squared error.

The project includes an initial phase of data extraction and processing, followed by model development and validation, concluding with result delivery and continuous improvements. The risk matrix identifies potential obstacles and proposes mitigation strategies.

The economic impact is reflected in savings of up to 113.4 operational hours per month by optimizing logistical processes. This innovative approach promises not only operational efficiency but also continuous improvement through simulations and adjustments to predictions.

In the final phase, a linear programming model is developed for the optimal allocation of products in the cold storage facility, integrating short-term forecasts. Results indicate a 53.72% reduction in operational flow compared to the current situation, highlighting the efficiency of the new design.

The project offers a comprehensive and scalable solution for Artisan's logistical optimization, leveraging demand prediction and linear programming to significantly enhance efficiency in the distribution of products within the cold storage facility.

Keywords: Distribution center, logistics, efficiency, allocation problem, dynamic layout, Holt-Winters, cold storage, Metropolitan Region.

Índice

1.	Introducción	4
a.	Contexto de la empresa	4
b.	Contexto del problema.....	5
c.	Contexto de la oportunidad	6
2.	Objetivos	7
a.	Objetivo general	7
b.	Objetivos específicos.....	7
c.	Medidas de desempeño.....	7
3.	Estado del arte.....	8
4.	Solución	14
a.	Alternativas de solución	14
b.	Solución escogida	15
5.	Metodologías	16
a.	Metodología para desarrollar la solución	16
b.	Desarrollo del proyecto	20
c.	Plan de implementación.....	25
d.	Análisis de riesgo.....	25
e.	Evaluación económica	26
6.	Resultados	27
7.	Conclusión	31
8.	Discusión	32
9.	Referencias	33
10.	Anexos	34

1. Introducción

a. Contexto de la empresa

Artisan es una empresa que surge el 2009 dedicada a la elaboración y comercialización de productos lácteos y de origen vegetal, destacando dentro de sus líneas de producto los quesos, yogures y postres, contando además con una línea vegana. Actualmente, de sus clientes, tiene presencia en empresas de tipo retail incluyendo Walmart, Cencosud, Unimarc y Tottus; también se desglosan sus clientes en canales de horeca (hoteles, restaurantes y catering), navieras y ventas al detalle. Actualmente comercializan 35 productos distintos distribuidos en yogures, quesos y postres.

Cuenta con dos plantas productivas, la primera ubicada en Valdivia y la segunda en San Felipe, divididas sus producciones por línea de producto. En Valdivia son producidos quesos a partir de leche de vaca y yogures; mientras que en la planta de San Felipe son elaborados productos de la línea vegana y quesos de leche de cabra. Los productos son empaquetados en cuatro tipos de cajas, dependiendo de la línea de producto.

El producto terminado proveniente de las plantas se recibe en el centro de distribución (en adelante, “CD”) ubicado en Santiago, en la comuna de Quilicura. El CD hace recibimiento de la mercadería cuatro veces por semana, dado que se realizan dos despachos semanales por planta. La unidad de carga de envío de productos desde las plantas son pallets completos envueltos en *stretch film*, que contienen las cajas con los productos a almacenar para su posterior distribución. El CD está equipado con diez refrigeradores industriales de dos y tres puertas, dedicados a almacenar las cajas con productos. Cabe destacar que, como se trata de productos refrigerados, es importante mantener la cadena de frío, siendo necesario almacenar correctamente cada uno de los productos que llegan desde las plantas.

b. Contexto del problema

Actualmente, se presentan problemas en torno al sistema JIT que se maneja en el CD, tanto por capacidad de la bodega y su requerimiento de disponibilidad frente a cualquier eventualidad (como rechazo de productos, pedidos extraordinarios o cualquier otro imprevisto), como también para mantener inventario de seguridad para satisfacer a la demanda.

Además de la necesidad de aumentar la capacidad de almacenamiento del CD, se suma que los refrigeradores están constantemente arriba del 90% de su capacidad, lo que genera merma en el producto almacenado. Esta merma, es ocasionada por la condensación que se produce por sobrecarga y el impedimento del flujo correcto de aire; además del derretimiento del hielo producido por aumento de la temperatura debido a la constante apertura de las puertas para poder almacenar los productos.

Bajo este sistema, el proceso de almacenar las cajas provenientes de los pallets que envían las plantas se traduce en procesos costosos y poco eficientes para la empresa, debido a los recursos utilizados en realizar estas labores de almacenaje, arreglo del *packaging* dañado, devoluciones por el estado de las cajas y proceso de armado de pallets desde el CD para su distribución. Los productos tienen sus asignaciones definidas en los refrigeradores, por lo que se procura almacenar siguiendo esta base, sin embargo, la asignación no varía en torno a los requerimientos de demanda y se producen asignaciones que no son óptimas, produciendo mayores tiempos de carga y descarga, así como de recogida de productos (*picking*).

Frente a los antecedentes propuestos, Artisan desea implementar una cámara de frío (o *cold room*, en adelante, "CR") para solventar estos problemas. La forma en la que se desea operar con el CR busca poder mantener una sinergia con la metodología de producción JIT y almacenar pallets con productos durante mayor cantidad de días o semanas, además de poder almacenar pallets con los pedidos armados para retail desde las plantas según se requiera. No obstante, el problema de dónde asignar las unidades de carga (UC) para disponerlas y movilizarlas de manera eficiente surge como una problemática a considerar frente a la migración hacia un sistema que opere con CR, frente a la incertidumbre de los requerimientos de productos por parte de la demanda. Por otro lado, también existe la problemática de estimar los productos que serán demandados, debido a que no se posee un horizonte de más de una semana, en la mayoría de los casos, sobre las órdenes de compra. Esto supone una doble problemática, primero, los productos son enviados desde las plantas previo a las órdenes de compra para

satisfacer la demanda; y la segunda problemática emerge debido a la incertidumbre de los productos que se solicitarán dificulta la asignación apropiada para el almacenaje. En la *Figura 1.1* se puede apreciar los cambios en los pallets almacenados por mes desde el año 2022 hasta octubre de 2023.

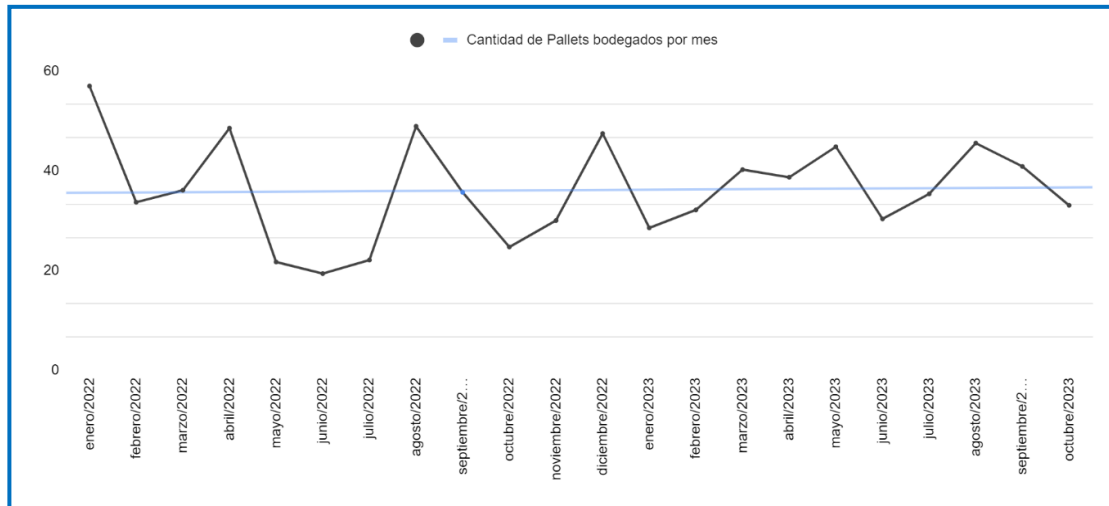


Figura 1.1: Gráfico de pallets almacenados. (Elaboración propia).

c. Contexto de la oportunidad

El proyecto surge frente a la necesidad de implementar un CR que cumpla con las necesidades actuales y futuras de la empresa Artisan, permitiéndole realizar esta migración al nuevo sistema de la manera más pulcra posible, atacando el dolor de definir frente a incertidumbre dónde asignar los pallets con productos. Actualmente, Artisan posee capacidad para almacenar aproximadamente 6 pallets de productos, logrando solventar la creciente demanda con una alta rotación de inventario y despachos de bajo lead time. Sin embargo, el reducido espacio y las ineficiencias provocadas por el uso de refrigeradores sin una guía establecida provoca una operación sin orden e ineficiente.

Frente a esto, surge la oportunidad de aprovechar la migración que se desea realizar hacia el CR para poder definir de manera óptima y certera las asignaciones de productos frente a la incertidumbre de la demanda, mejorando así las operaciones y flujo logístico de Artisan.

2. Objetivos

Los fines del proyecto están enfocados en orientar la asignación de los productos dentro de la empresa frente a la implementación de un CR sujeto a una demanda incierta, generando así un ahorro en el costo intangible relacionado a los procesos operativos inherentes a ella.

a. Objetivo general

Optimizar Layout dinámico con integración de forecasting para lograr una correcta migración a una cámara de frío, que permita disminuir el costo del flujo en torno a la distancia recorrida luego de su implementación.

b. Objetivos específicos

- I. Elaborar Modelo que permita asignar las UC a los espacios disponibles en el CR bajo demanda incierta de manera óptima.
- II. Disminuir el costo del flujo asociado al transporte de productos frente a la situación actual en el CD.
- III. Disminuir horas operativas destinadas a procesos de bodegaje.

c. Medidas de desempeño

Para la medición de impacto del proyecto, se fijarán medidas de desempeño para el objetivo general como para los objetivos específicos. Para el objetivo general, debido a que se requiere un método eficaz, se medirá en torno al cumplimiento de los objetivos específicos que lo conforman y se evaluará el desempeño del modelo mediante la métrica de error *MAPE*, definiendo el indicador bajo 10% como aceptable (Lewis, 2012).

Para los objetivos específicos, se requerirá la elaboración de un modelo que será medido en torno al costo del flujo utilizando distancia *Manhattan* [m] para el movimiento de productos, en el que se esperará que la métrica $\frac{\text{costo flujo situación optimizada}}{\text{costo flujo situación actual}} \leq 1$. Se espera, además, disminuir horas operativas de procesos asociados a bodegaje con la implementación del CR frente a la situación actual.

3. Estado del arte

Con el propósito de abordar de manera efectiva este proyecto, se realizaron exhaustivas investigaciones de diversos casos de estudio. El objetivo fue comprender cómo se han enfrentado problemáticas similares a las que plantea nuestro proyecto. En este proceso, se identificaron tres casos potenciales con soluciones viables.

El primer caso trata sobre un almacén de alimentos en Portugal, en el que se distribuye a más de 200 tiendas y se posee un sistema *Just in Time*. En el paper, se buscará mejorar el sistema de almacenamiento del almacén a través de un modelamiento de Layout mediante el uso de programación lineal entera, asignando a cada espacio disponible dentro del almacén los productos que se requieran a partir de la demanda. Para estos fines, se definirá un Layout flexible que cambiará día a día según la actividad que se prevea. De esta manera, se buscará minimizar la distancia recorrida dentro del almacén, modelando el problema de costo mínimo de flujo y asumiendo que los lugares destinados a envío y recepción son conocidos de antemano. Las distancias a recorrer dentro del almacén fueron divididas en dos secciones: la distancia recorrida para recoger el pedido (*picking*) y la distancia recorrida para enviar el pedido (*shipping*). El modelo elaborado, considera la capacidad del almacén que se otorga para cada espacio, las prioridades de envío para ciertas tiendas y la división por unidad logística, correspondiente a si se almacenan cajas de cartón o plásticas. El modelo tiene la siguiente formulación de parámetros:

f : Conjunto de ubicaciones disponibles en el almacén, $f \in F$
 s : Conjunto de tiendas para asignar a las ubicaciones disponibles, $s \in S$
 cl : Conjunto de clusters de ubicaciones en el almacén, $cl \in CL$
 HS : Conjunto de tiendas con alta prioridad de envío; $HS \subseteq S$
 LS : Conjunto de tiendas con baja prioridad de envío, $LS \subseteq S$; $HS \cup LS = S$
 cap_f : Capacidad del piso en pallets de ubicación f para un periodo determinado;
 $y_{cl,f}$: Indica asignación de ubicación f en cluster cl ;
 $distSf$: Distancia de la ubicación f a la zona de shipping;
 $distPcbcl$: Distancia de recolección de cajas de cartón en cluster cl ;
 $distPpbcl$: Distancia de recolección de cajas de plástico en cluster cl ;
 PSs : Número de pallets enviados a tienda s en un determinado periodo de tiempo;
 Ds : Pallets promedios requeridos para tienda s en determinado periodo de tiempo;
 Rs : Espacio promedio requerido (en número de espacios del almacén) para tienda s en determinado periodo de tiempo; Para Rs , se define: $Rs = Dscap_f, \forall s \in S$, indicando la proporción de pallets requeridos;
 ppb : Porcentaje de cajas plásticas recolectadas frente al total de cajas recolectadas en un periodo de tiempo;
 $pexp_{s,f}$: Indica los posibles espacios f disponibles en el que una tienda s puede ser asignada según prioridad de envío
 $pexp_{s,f}$: {1 si tienda s puede ser asignada a espacio f ; 0 en otro caso}
 NS_s : número de recolecciones de la tienda s por un periodo de tiempo determinado
 $x_{s,f}$: Variable binaria. Asigna valor 1 si tienda s está asignada a la ubicación f
 $NVcl$: Variable entera no negativa que indica el número de visitas al cluster cl ;

Ecuación 3.1: Parámetros y conjuntos de Modelo de programación lineal entera para asignación (Horta, Coelho y Rivas, 2016)

Siguiendo el siguiente modelo:

$$\text{Min } \sum_{cl \in CL} [\text{distPcb}_{cl} \times NV_{cl} \times (1 - ppb) + \text{distPpb}_{cl} \times NV_{cl} \times ppb] + \sum_{f \in A} \sum_{s \in S} [\text{distS}_f \times x_{s,f} \times PS_s] \quad (1)$$

$$NV_{cl} \geq NS_s \times x_{s,f}, \forall cl, f : y_{cl,f} = 1, \forall s \in S \quad (2)$$

$$\sum_{s \in S} x_{s,f} \leq 1, \forall f \in F \quad (3)$$

$$\sum_{f \in F} x_{s,f} \leq R_s, \forall s \in S \quad (4)$$

$$x_{s,f} \leq pexp_{s,f}, \forall s \in S, \forall f \in F \quad (5)$$

$$\sum_{f \in F} x_{s,f} \times cap_f \geq D_s, \forall s \in S \quad (6)$$

$$x_{s,f} \leq x_{s,f+1} + x_{s,f-1}, \forall s : R_s \geq 2, \forall f \in F \quad (7)$$

$$x_{s,f} \in \{0, 1\} \quad (8)$$

$$NV_{cl} \in \mathbb{Z}^+ \quad (9)$$

Ecuación 3.2: Modelo de programación lineal entera para asignación (Horta, Coelho y Rivas, 2016)

Según los autores, la función objetivo del modelo (2) pretende minimizar la distancia total recorrida en el almacén. El primer término apunta a la distancia recorrida en el *picking* de productos en cajas de cartón, mientras que el segundo término lo hace para cajas de plástico. El último término se relaciona con la distancia recorrida en el almacén para efectos de *shipping*. Por otro lado, la restricción (3) se asegura de que el número de visitas a un *cluster* sea mayor o igual al mayor número de *picking* de la tienda asignada a dicho *cluster*. Para garantizar que el número de visitas al *cluster* sea igual al número de *pickings* de la tienda con mayor recurrencia en el *cluster*, se minimiza esta variable en la función objetivo, estableciendo una formulación Min Max. Por otro lado, restricciones (4) y (5) indican que cada espacio disponible en el almacén debe ser asignado a una sola tienda, y se limita el número de espacios que pueden ser asignados por tienda, respectivamente. Restricción (5) también se asegura de que el espacio asignado a una tienda será mayor o igual al requerimiento de espacio promedio. Restricción (6) limita el espacio asignado a una tienda según su prioridad de envío o *shipping*, asignando los que tienen mayor prioridad cerca de la zona de envío. Restricción (7) garantiza que cada tienda es asignada a uno o más espacios en el almacén, asegurando que se posea un espacio igual o mayor que el requerido. Restricción (8) indica que, si una tienda requiere ser asignada en 2 ubicaciones distintas, estas ubicaciones serán contiguas. Por último, (9) y (10) definen la naturaleza de las variables. (Horta, Coelho y Rivas, 2016)

En este caso, se concluye tras aplicar el modelo que la distancia recorrida mensual dentro del almacén se puede reducir en un 23% y, además, reducir 20,8 horas de operación diaria. En consecuencia, según se señala en el paper, asumiendo que los trabajadores operan durante 7,5 horas por día, es posible una potencial reducción de personal de hasta 2 empleados manteniendo la misma actividad dentro del almacén.

El segundo caso de estudio aborda la problemática de diseñar una bodega con cámara de frío para el almacenaje de pallets. En el paper, es indicada la metodología para desarrollar el proceso de diseño, en el cual se señala que la parte más importante es el montaje de los racks en el que serán dispuestos los pallets; luego, también es importante el equipamiento e instrumentos disponibles para la operación dentro de la bodega. Solventados estos temas, se procede con la siguiente metodología:

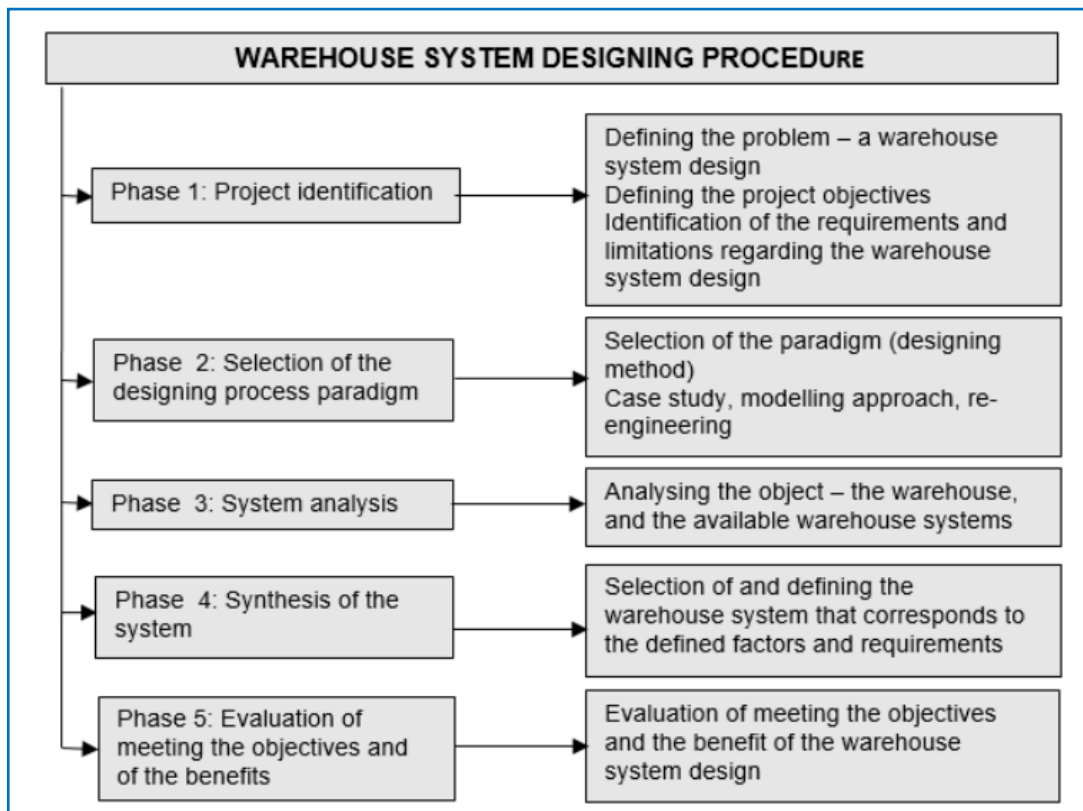


Diagrama 3.1: Fases y pasos básicos en el diseño de un sistema de bodega. (Saderova et al., 2021)

De esta forma, en la primera fase se identifica el proyecto incluyendo objetivos, áreas involucradas, distribuciones, tipos de elementos a almacenar, los datos a utilizar y las restricciones inherentes a la situación de la bodega. En la segunda fase, se selecciona el enfoque que se dispondrá para la elaboración del diseño en la bodega, teniendo en consideración

aspectos como incrementos productivos, magnitud del sistema a cambiar según requerimientos. En una tercera fase, se escoge el tipo de análisis según la naturaleza del problema, destacando heurísticas, estadística, análisis multifactoriales y todo aquello que sea de ayuda al tomador de decisión, con el fin de analizar las posibilidades teóricas y recopilar información crucial para el proceso de diseño. En una cuarta etapa, se determina el diseño y creación del sistema de almacenamiento, definiendo la unidad de almacenamiento, la disposición de los racks y el equipamiento necesario. Finalmente, en la quinta fase se evalúa integralmente el proyecto, destacando el cumplimiento de objetivos, beneficios, aspectos técnicos y capacidad de almacenaje, así como también la integración con otras actividades que son llevadas a cabo en la bodega.

En el paper, también son propuestas dos alternativas de diseño, la primera utilizando pasillos anchos con racks hacia los muros y entre pasillos; la segunda, utilizando racks de flujo dinámicos como se muestra en la *Figura 3.1*:

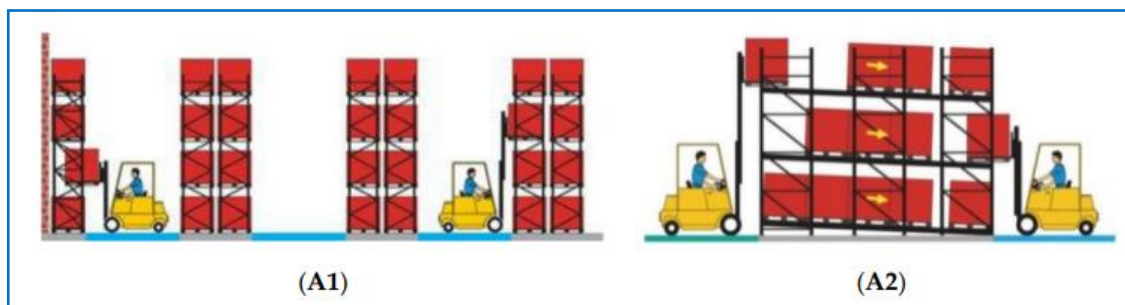


Figura 3.1: Alternativas del sistema de bodega, (A1) - Rack estándar con pasillos anchos, (A2) - Racks de flujo dinámico. (Saderova et al., 2021)

Además, se incluyen los flujos según disposición a escoger:

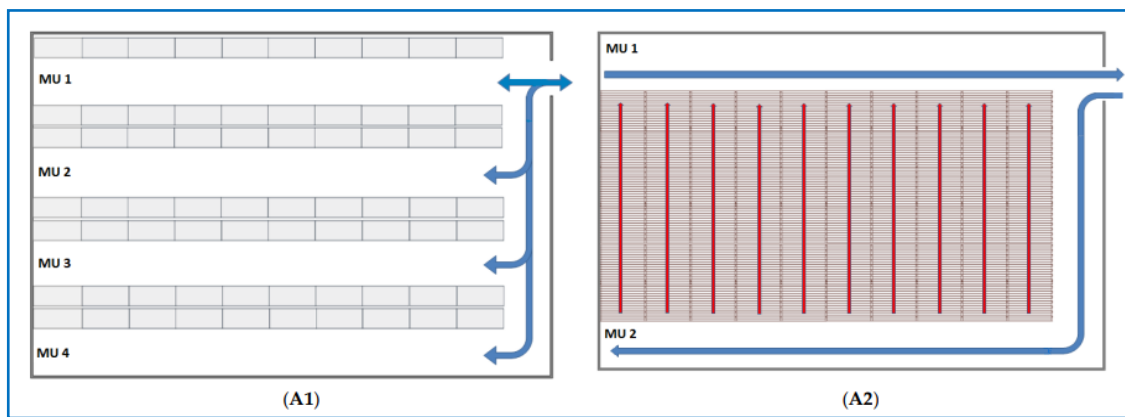


Figura 3.2: Flujo de montacargas en el sistema de bodega para alternativas (A1) y (A2) (Saderova et al., 2021)

Así, la disposición (A1) puede ser útil para almacenar distintos tipos de productos en menor cantidad de pallets, mientras que la disposición (A2) permite almacenar mayor cantidad de pallets por producto siguiendo el sistema FIFO.

El tercer caso de estudio corresponde a la comparación de aplicar el modelo de *Holt-Winters* y *Arima* a productos lácteos perecederos de una empresa minorista en Brasil. Las métricas utilizadas fueron *MAPE* y *U-theil*. Para la aplicación de los modelos, se seleccionaron los *SKU* que representan el 70% de las ventas. Los resultados obtenidos, indican que *Holt-Winters* obtuvo mejores métricas, adaptándose mejor al factor estacional de la demanda. Los resultados se indican en la siguiente *Tabla 3.1*:

Modelo	MAPE	U-Theil
<i>Arima</i>	5,66	0,031
<i>Holt-Winters</i>	4,97	0,019

Tabla 3.1: Desempeño de modelos Arima Y Holt-Winters. (Da Veiga et al., 2014)

De esta forma, notamos que, si bien ambos modelos presentaron un buen desempeño, considerando que según Lewis (2012) un *MAPE* debajo del 10% es considerado un buen forecast, y para el *U-Theil* mientras sea más cercano a 0 más preciso es la predicción, es *Holt-Winters* quien obtiene mejores resultados. La predicción y la demanda real se presentan a continuación (*Figura 3.3*):

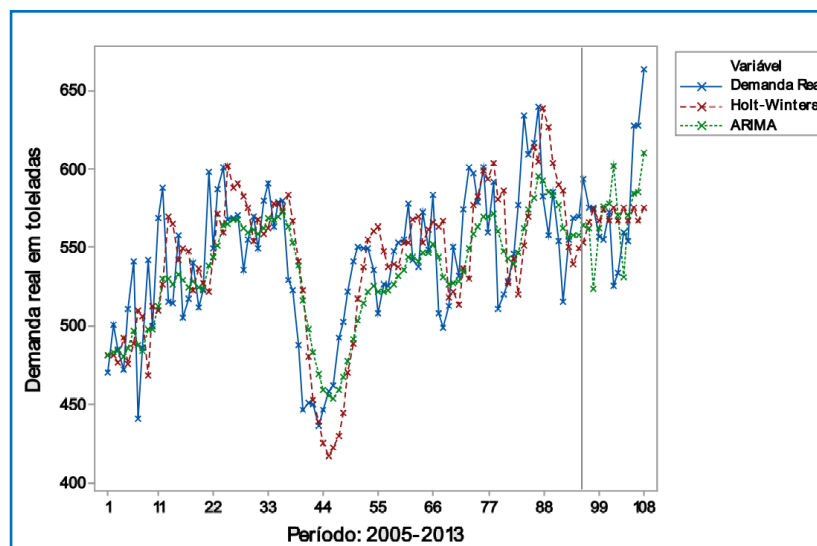


Figura 3.3: Demanda actual y aplicación de modelos Arima y Holt-Winters (Da Veiga et al., 2014)

Finalmente, se concluye según los autores, que el modelo de ARIMA no posee siempre la precisión deseada para un rango determinado, además de no incluir incertidumbre en la estimación de los parámetros, produciendo intervalos más estrechos que evitan la agregación de mayor incertidumbre. Por otro lado, *Holt-Winters* se presenta como un modelo simple con resultados de pronósticos precisos, con la limitante de que el horizonte de predicción no supere el ciclo estacional de la serie ya que tiende a disminuir su precisión. (Da Veiga et al., 2014)

4. Solución

a. Alternativas de solución

Las investigaciones realizadas desprenden múltiples soluciones viables, sin embargo, es necesario adaptarlas al contexto de la empresa Artisan para su correcta implementación. Cada una de ellas, si bien aporta a mitigar el problema de distribución dentro de la cámara de frío, no lo soluciona de manera total.

Para el primer caso analizado, la aplicación de un modelo que solucione el problema de asignación sería provechoso para poder determinar qué productos asignar a cada espacio dentro de la cámara de frío. Sin embargo, en dicho caso se asume que la demanda es conocida, tanto en requerimientos de productos como el destino y recepción de estos. Esto supone un problema, dado que en el contexto de Artisan, los pedidos no necesariamente son despachados el mismo día ni todos los pedidos son conocidos de antemano, tanto en fecha de envío como en cantidad de productos.

En el segundo caso, la metodología de diseño de la bodega puede ser considerada dentro de la metodología del presente proyecto, ya que contempla bases teóricas y es adaptable según el contexto actual, complementando en la elaboración de restricciones para los modelos. En el apartado de las alternativas del sistema de bodega, si bien el sistema (A2) es el que mejor encajaría dentro de las operaciones de Artisan debido a su afinidad con el sistema FIFO, es costoso de implementar debido a que se poseen más de 40 SKU distintos y requeriría una superficie mayor en la cámara de frío para disponer de una cantidad considerable de racks, además de que su implementación se dificulta en costos dado la arquitectura, elementos de seguridad y tecnología necesaria para su funcionamiento. Por esta razón, la opción (A1) es más viable en términos de simplicidad y costos asociados.

En el último caso, la aplicación de *Holt-Winters* puede ser provechosa para definir los productos que requerirán mayor movimiento y espacio dentro de la cámara de frío para un determinado periodo de tiempo a corto plazo, aprovechando la simplicidad y adaptabilidad del modelo. Sin embargo, el modelo solo nos indicará las predicciones de demanda y no las disposiciones a utilizar dentro de la cámara de frío. Si bien, es un factor determinante el saber de antemano los requerimientos de almacenamiento en bodega, pierde el sentido si no se posee un sistema que permita determinar la ubicación de los productos de manera eficiente.

b. Solución escogida

Dado los aportes y puntos faltantes de cada una de las soluciones, se puede apreciar que, si bien cada una por separado presenta deficiencias en abordar la problemática en su completitud, las tres funcionan bien como complemento entre ellas. En consecuencia, la solución escogida será elaborar un *Layout* flexible mediante el desarrollo de un problema de asignación utilizando programación lineal, cuyos datos de demanda provengan de un *forecast* derivado de *Holt-Winters*. Los espacios para destinar al problema de asignación se seguirán con la integración de restricciones y elaborando el modelo según las indicatrices otorgadas en el caso 2. Esto supondrá un *Layout* dinámico, que se retroalimenta de las predicciones realizadas siguiendo los requerimientos técnicos y tecnológicos necesarios para su implementación, de una manera robusta, asertiva y realizable (Ver Figura 4.1).

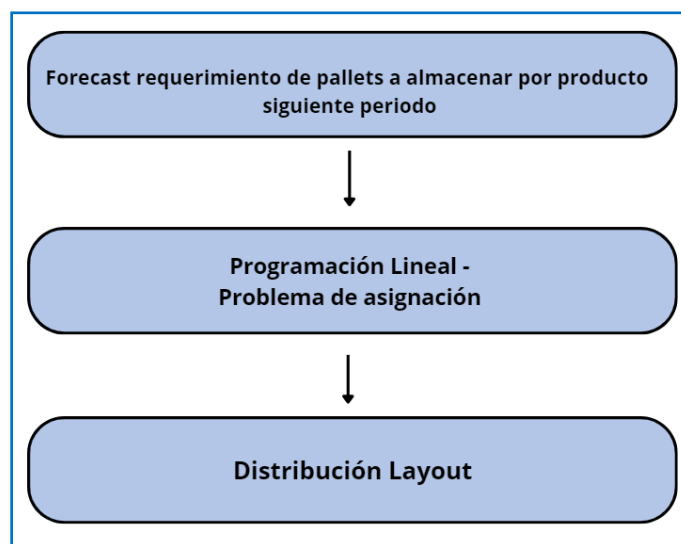


Figura 4.1: Diagrama de solución. Modelo de programación lineal para resolver el problema de asignación incluyendo forecast con requerimiento de pallets de productos para definición de Layout óptimo. (Elaboración propia)

5. Metodologías

La problemática del proyecto depende en gran medida de los requerimientos de almacenaje de cada producto en un periodo determinado. Para la correcta implementación de los modelos, se utilizará como unidad de almacenaje en el que se dispondrán los productos, pallets que contienen cajas de cartón. Los pallets a utilizar son pallets americanos, con medidas de 1 x 1,2 m. Un pallet completo, alcanza una altura promedio de 1,6 m, por lo que su volumen corresponde a 1,92 M3, correspondiente a una unidad de almacenaje o carga. Estas unidades de carga son las que se buscará predecir e incorporar al modelo del problema de asignación, es decir, conocer cuál es el requerimiento de espacio de un determinado producto para el siguiente periodo.

Para los requerimientos de almacenaje de la cámara de frío, se tomarán datos de las compras realizadas por clientes desde enero de 2022 hasta agosto de 2023, con el fin de estimar los pallets que serán necesarios almacenar y determinar las dimensiones mínimas necesarias a largo plazo de la cámara de frío. De manera similar, para la predicción a corto plazo de los pallets a almacenar por producto, se utilizará el mismo rango, pero de manera semanal, con el fin de proveer los datos necesarios al modelo de programación entera destinado a la asignación.

a. Metodología para desarrollar la solución

Para el desarrollo correcto del proyecto, se proponen las siguientes etapas:

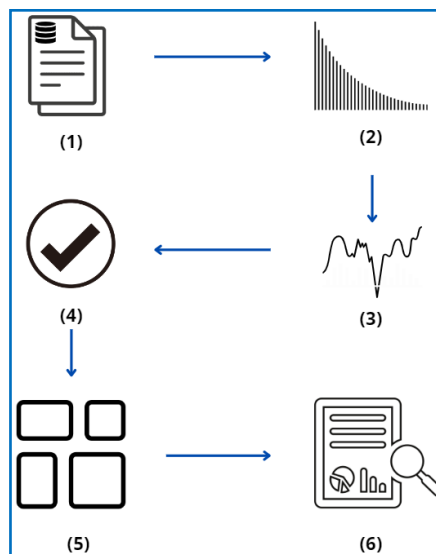


Figura 5.1: Diagrama de flujo para etapas de desarrollo. (Elaboración Propia)

- (1) Extracción de datos desde BD Artisan de órdenes de compra y conversión a unidad de carga definida.
- (2) Identificar los productos que contribuyen al 70% de las ventas totales y análisis de medias.
- (3) Modelar *Holt-Winters* para la cantidad de pallets a almacenar a corto y largo plazo
- (4) Validación de modelos predictivos.
- (5) Desarrollar Modelo de asignación para *Layout* de la cámara de frío
- (6) Resultados finales, evaluación de la solución y mejora continua

La primera etapa, corresponderá a la extracción de datos relevantes de las órdenes de compra que han efectuado los clientes de Artisan desde enero de 2022 hasta agosto de 2023. Los datos se encuentran en dos planillas de *Google Sheets*, una para cada año, por lo que se deberá unificar la información.

La segunda etapa, hace alusión a discernir entre los productos más importantes dentro de la operación de la empresa, siguiendo el criterio propuesto por da Veiga et al. (2014) de identificar aquellos productos que contribuyan al 70% de las ventas totales.

Se procederá con Test de Tukey y ANOVA a los productos identificados para realizar la comparación de medias y significancia de los datos. Esto permitirá verificar si los datos difieren lo suficiente entre sí para reforzar el uso de *Holt-Winters* y poder dar un mejor entendimiento sobre posibles estacionalidades y tendencias, utilizando un enfoque por producto y por tiempo. Esto nos permitirá aceptar o rechazar el siguiente Test de Hipótesis

H_0 : La demanda de pallets no presenta diferencia significativa de medias

H_1 : La demanda de pallets presenta diferencia significativa de medias

Ecuación 5.1: Test de Hipótesis para diferencia de medias. Tiempo y Demanda. (Elaboración propia)

Para la tercera etapa, se definirá la capacidad de espacios que deberá tener la cámara de frío para albergar pallets. Se debe realizar una proyección del requerimiento de pallets, para determinar la cantidad de racks que deberán ser dispuestos y la cantidad de espacios requeridos a largo plazo. Para esto, se utilizará el método de *Holt-Winters* para determinar la cantidad máxima de pallets a almacenar hasta finales del año 2024. De esta manera, se utilizará el siguiente modelo:

$$S_t = \alpha \frac{D_t}{c_{t-N}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (1)$$

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)(G_{t-1}) \quad (2)$$

$$c_t = \gamma \frac{D_t}{S_t} + (1 - \gamma)c_{t-N} \quad (3)$$

$$F_{t,t+\tau} = (S_t + \tau G_t)c_{t+\tau-N} \quad (4)$$

Ecuación 5.2: Método de Holt-Winters. (Nahmias, 2007)

En el que el (1) corresponderá al pronóstico sin tendencia ni estacionalidad de los pallets a utilizar mensualmente, (2) al pronóstico de la tendencia de pallets mensuales, (3) al pronóstico de la estacionalidad por pallets de producto y (4) al *forecast* resultante de integrar todo lo anterior, obteniendo el pronóstico en el periodo t para cualquier periodo $t + \tau$ (Nahmias, 2007), utilizando periodos mensuales, ya que interesará definir el rango máximo y mínimo de pallets de productos necesarios a almacenar en la cámara de frío.

Para corroborar la veracidad de la predicción, se procederá con verificar la señal de rastreo de las mediciones esperando una distribución normal de los errores, estableciendo como límites de control $\pm 2,4 \sigma$ según sugieren Heizer y Render (2009), buscando que el 98% de los errores estén contenidos en $\pm 3MAD$. La señal de rastreo a utilizar viene dada por:

$$\text{Señal de Rastreo} = \frac{RFSE}{MAD} \quad (1)$$

$$\text{Señal de Rastreo} = \frac{\sum_{\forall t} e_t}{\sum_{\forall t} |e_t|/n} \quad (2)$$

Ecuación 5.3: Señal de rastreo. (Heizer y Render, 2009)

Con esto, buscaremos tener bajo control los errores de los pronósticos para asegurar robustez en los resultados obtenidos. En la Ecuación 5.3, (1) nos muestra la definición de la señal de rastreo, en el que *RFSE* corresponde a la suma acumulada del error asociado al pronóstico (*running sum of the forecast errors*) y el *MAD* nos indica el error absoluto medio de los pronósticos; mientras que (2) corresponde al detalle de la ecuación (1).

Se elaborará el modelo de *Holt-Winters* para determinar el requerimiento de pallets con productos a corto plazo. Se utilizará el mismo modelo definido en la Ecuación 5.2, diferenciándose en la duración del periodo t , que será en semanas. Estas predicciones, son las que alimentarán el modelo de programación lineal entera para determinar la solución al problema de asignación. Para ambos modelos, largo y corto plazo, se buscará minimizar el error

cuadrático medio (MSE) modificando los ponderadores de nivel (α), tendencia (β) y estacionalidad (γ), con el fin de castigar aquellas predicciones que se alejen demasiado del valor real, que son aquellas que presentan un mayor dolor por la capacidad de espacio en el centro de distribución. Los ponderadores, serán modificados resolviendo el siguiente problema:

$$\text{Min } MSE : \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (1)$$

Donde:

$$e = D_t - F_t \quad (2)$$

$$F_t = \left(\alpha \frac{D_t}{c_{t-N}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) + \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)(G_{t-1}) \right) \left(\gamma \frac{D_t}{S_t} + (1 - \gamma)c_{t-N} \right) \quad (3)$$

s. a.

$$D_t \geq 0 \quad (4)$$

$$F_t \geq 0 \quad (5)$$

$$0 \leq \alpha \leq 1 \quad (6)$$

$$0 \leq \beta \leq 1 \quad (7)$$

$$0 \leq \gamma \leq 1 \quad (8)$$

Ecuación 5.4: Problema de minimización de MSE para la demanda de pallets. (Elaboración propia).

De esta forma, la ecuación (1) buscará minimizar el MSE utilizando el error e de las predicciones para el periodo t , definida en la ecuación (2). La ecuación (3) nos muestra la desagregación del pronóstico F_t definido en la Ecuación 5.2. Finalmente, las ecuaciones (4) y (5) nos indican valores positivos para la demanda y el pronóstico, y ecuaciones (6), (7) y (8) nos indican la oscilación de los ponderadores α, β y γ entre 0 y 1.

En la quinta etapa, se definirá el modelo de programación lineal entera que resolverá el problema de asignación. Esto nos indicará, la posición en los que deberán ser ubicados los pallets con productos dentro de la cámara de frío. Es importante incluir el parámetro que contendrá la información del *forecast* a corto plazo realizado en la etapa (5). Obtenemos la siguiente formulación:

$$\text{Min } \sum_i \sum_j d_{ij} \cdot X_{ij} \cdot D_i \quad (1)$$

Donde:

d_j corresponde a la distancia desde la entrada hacia el espacio j

$X_{ij} : \begin{cases} 1 \text{ si el producto } i \text{ se asigna al espacio } j \\ 0 \text{ en otro caso.} \end{cases}$

D_i Corresponde al requerimiento de espacio del producto i pronosticada en etapa 5

s. a:

Cada producto se asigna en al menos un espacio: $\sum_j X_{ij} \geq 1, \forall i$

Cada espacio alberga máximo dos productos: $\sum_i X_{ij} \leq 2, \forall j$

Espacios asignados igual a requeridos por producto: $\sum_i X_{ij} \leq S_i$

Ecuación 5.5: Modelo de asignación con integración de demanda por pallets pronosticada. (Elaboración propia).

De esta forma, se resolverá el modelo de optimización para poder obtener las ubicaciones óptimas para cada pallet con productos. La asignación será efectuada mediante la realización de la minimización de la distancia recorrida por producto según indica la ecuación (1).

Finalmente, se presentarán los resultados obtenidos al equipo logístico. Se abrirá un espacio para *feedback* por parte del personal para tomar en consideración los aspectos que sean necesarios para que el proyecto sea provechoso y útil en su uso.

b. Desarrollo del proyecto

La primera etapa comienza con la extracción de los datos de órdenes de compra desde enero de 2022 hasta agosto de 2023.

Los productos que suponen el 70% de las ventas de Artisan, se visualizan en la *Figura 5.2*. Los productos que acumularon el 70,92% tienen los siguientes códigos de identificación: VEV, CA1, YG3, VEF, IGF, TR1, BR1, VEN, YL3, YC3, PR1, IDF, CA2. El detalle se puede apreciar en el *Anexo 1*. Luego se realizó la conversión para obtener los requerimientos en pallets de cada uno de los productos, utilizando el volumen de las cajas de cartón que son utilizadas actualmente, concluyendo así la primera etapa.

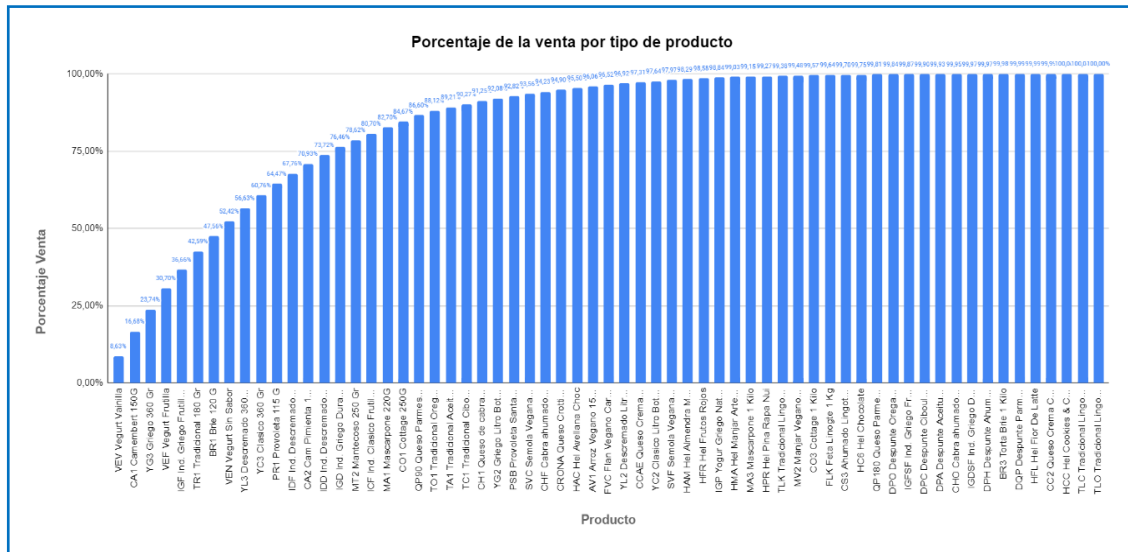


Figura 5.2: Porcentaje de venta por producto acumulativo. (Elaboración propia)

La segunda etapa inicia con la aplicación del Test de Tukey para verificar si existían diferencia de medias en la demanda, realizando un análisis por tiempo y por tipo de producto. Para la variable Producto, La *Figura 5.3* nos indica visualmente que los datos se ajustan a la línea de tendencia y se aproximan a una distribución normal, mientras que la *Tabla 5.1* nos indica que existe diferencia de medias significativas entre los productos analizados y que existen 5 grupos que comparten medias entre sí.

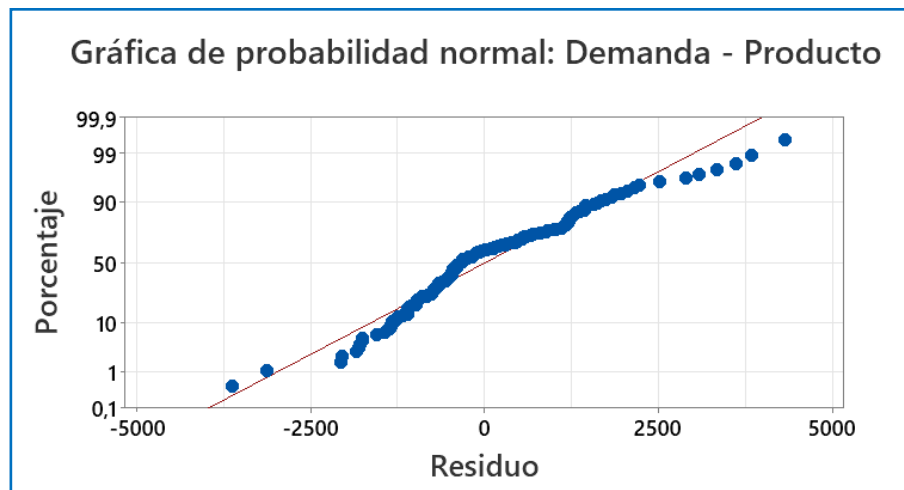


Figura 5.3: Normalidad de Demanda – Producto (Minitab). (Elaboración propia).

Producto	N	Media	Agrupación		
VEF	12	4821	A		
YG3	12	4786	A		
CA1	12	4629	A		
IGF	12	4394	A	B	
TR1	12	4328	A	B	
VEV	12	4317	A	B	
VEN	12	3215	A	B	C
YL3	12	3139	A	B	C
YC3	12	3066	A	B	C
IDF	12	3013	A	B	C
BR1	12	2718		B	C
CA2	12	2082			C
PR1	12	1917			C

Tabla 5.1: Test de Tukey para análisis de diferencia de medias en producto y demanda. Elaboración propia.

Para el análisis en torno a la variable Mes, la *Figura 5.4* nos muestra que los datos se ajustan a la línea de tendencia y se aproximan a una distribución normal. Luego, la *Tabla 5.2* nos indica que existe una diferencia significativa de medias para al menos 1 de los grupos analizados y además tenemos 5 grupos con medias que no difieren significativamente.

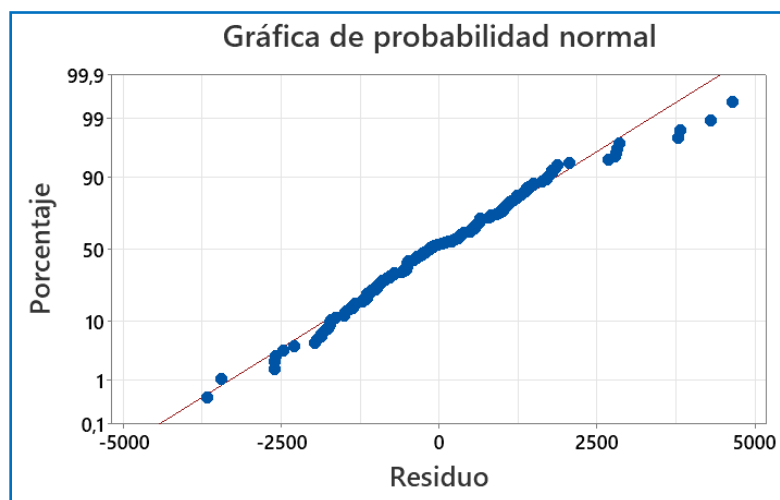


Figura 5.4: Normalidad de Demanda – Mes (Minitab). (Elaboración propia)

Mes	N	Media	Agrupación		
1	13	4868	A		
3	13	4849	A		
4	13	4358	A	B	
11	13	3691	A	B	C
12	13	3650	A	B	C
8	13	3605	A	B	C
2	13	3413	A	B	C
9	13	3264	A	B	C
10	13	2968	A	B	C
7	13	2894		B	C
6	13	2890		B	C
5	13	2403			C

Tabla 5.2: Test de Tukey para análisis de diferencia de medias en mes y demanda. (Elaboración propia).

Una vez terminados los análisis, se procedió a verificar el test de hipótesis para mayor certeza en la significancia de los resultados obtenidos. Se obtuvieron para ambos casos el valor p menor al nivel de significancia, por lo que se rechaza la hipótesis nula (Ver Anexo 2, 3 y 4). Podemos notar, que tanto visualmente como con el test de Tukey poseemos un acercamiento de que existe una estacionalidad de periodo 5. Con esto se concluye la segunda etapa.

Para iniciar la tercera etapa, se aplicó el modelo definido en la Ecuación 5.2 para obtener el requerimiento máximo y promedio de unidades de almacenaje proyectado a largo plazo y se modificaron los ponderadores (α, β, γ) minimizando el MSE según lo definido en la Ecuación 5.4. Las métricas, ponderadores y el gráfico asociado a la señal de rastreo se presentan en la Figura 5.5. Para la señal de rastreo, se obtienen valores que están contenidos para $\pm 3MAD$, por lo que los datos están bien comportados y son validados para continuar con los siguientes modelos.

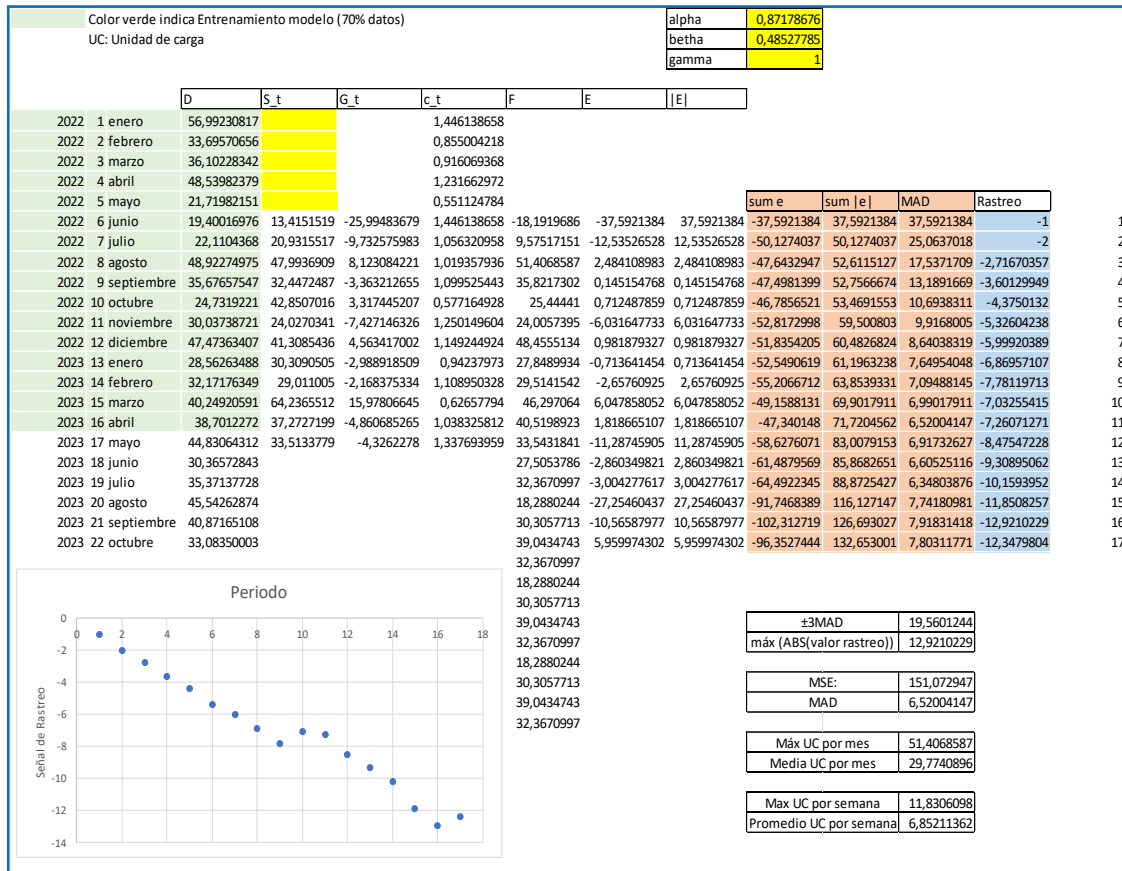


Figura 5.5: Aplicación de Holt-Winters para requerimiento de UC a largo plazo. Se utilizan periodos mensuales, minimizando MSE modificando los ponderadores de nivel, tendencia y estacionalidad. 70% datos para entrenamiento de modelo, 30% para validación. Se incluye señal de rastreo. (Elaboración propia).

Se procede con la aplicación del método de *Holt-Winters* definido en la Ecuación 5.3, utilizando periodos semanales para realizar las predicciones a corto plazo. Similar al *forecast* a largo plazo definido (Figura 5.5), se minimizará el error cuadrático medio y se comprobará la veracidad de los resultados del modelo en torno a la señal de rastreo. Se aplicó el modelo de *Holt-Winters* para cada uno de los productos seleccionados. Para ello, se hizo uso de matrices para calcular el nivel S_t correspondiente al nivel sin tendencia ni estacionalidad, en otra matriz se calcularon las tendencias G_t y en una tercera matriz, se calcularon las estacionalidades c_t correspondientes a cada periodo (ver desde Anexo 9 a Anexo 15). Posteriormente, extrajo el error de las mediciones, utilizando el 70% de los datos para entrenamiento del modelo. Se minimizó el *MSE* para cada producto, según lo establecido en la Ecuación 5.5. El cálculo de la métrica MAPE, se estableció en torno a obtener el MAPE promedio para los SKU analizados.

c. Plan de implementación

Para el desarrollo del proyecto, se contará de tres fases:

- I. Fase Inicial: Extracción e identificación de datos relevantes y Tratamiento de datos (Etapas (1), (2))
- II. Fase de desarrollo: Desarrollo de modelos y validación (Etapas (3), (4) y (5))
- III. Fase final: Entrega de resultados y mejora del sistema (Etapa (6))

d. Análisis de riesgo

En la implementación del proyecto, es relevante conocer de antemano los riesgos asociados y la forma de mitigarlos. Con este fin, se propone la siguiente matriz de riesgos, indicando el impacto, las posibles consecuencias y las mitigaciones correspondientes:

Riesgo	Impacto	Posibles consecuencias	Forma de mitigar riesgo
Cambios en el requerimiento de capacidad de pallets almacenados	Alto	Impacto en la asignación y <i>Layout</i> planificado; posibles pérdidas de productos Impacto negativo en el <i>Layout</i> planificado, mal aprovechamiento de espacio y aumento de flujo máximo por distancia.	Iterar semanalmente <i>Forecasting</i> para mantener actualizado <i>Layout</i> óptimo
Resistencia del personal frente al cambio en la operación.	Medio	Impacto negativo en la eficiencia operacional	Programa de capacitación
Mala optimización y/o asignación de productos en <i>Layout</i> por aspectos no contemplados en modelo	Alto	Disminución en indicadores clave y eficiencia operativa.	Realizar simulaciones antes de la implementación.
Errores en predicción de unidades de carga a almacenar para el periodo	Alto	Errores en asignación y en estimación de capacidad disponible	Actualizar y ajustar iterativamente el modelo

Tabla 5.3: Matriz de riesgos (elaboración propia)

Los cambios del requerimiento de capacidad de pallets a almacenar, puede producir malas asignaciones en los espacios que se disponen en el modelo de asignación. Esto puede producir ineficiencias y aumento de la distancia recorrida. La forma de mitigar esto, es iterar constantemente el modelo de *Holt-Winters*, actualizando los parámetros y el set de datos que

dispone. Ajustar continuamente el modelo, también proporciona seguridad ante el riesgo de obtener errores en la predicción de unidades de carga a almacenar. Por otra parte, puede haber aspectos no reflejados en el modelo de asignación, por lo que se deben realizar simulaciones antes de su implementación, para poder capturar todos aquellos aspectos que puedan repercutir en la correcta implementación del proyecto. Por último, puede existir resistencia del personal frente a la reestructuración de los procesos. Para mitigar esto, es importante realizar capacitaciones y hacer partícipe al personal en la implementación del proyecto.

e. Evaluación económica

El desarrollo del proyecto permitiría beneficios tanto en las horas destinadas del personal a elaborar pallets para retail, así como también en la recepción y envío de estos. Los beneficios se presentan a continuación:

Proceso	Horas destinadas al mes	Número de personal involucrado en proceso	Costo total en horas
Armado de pallet (63,3 min)	42,2	2	84,4
Descarga de pallet (43,5 min)	29	1	29

Tabla 5.4: Costos de procesos en horas (elaboración propia)

Al reducir los procesos indicados en la *Tabla 5.4* (los pallets vienen armados desde las plantas con el pedido de retail, pallets completos), mediante una buena distribución, asignación y respetando la prioridad de espacio dentro de la cámara de frío, es posible ahorrar hasta 113,4 horas operativas con la implementación del proyecto.

Para verificar el beneficio del modelo establecido en la reducción del flujo por producto, se aplicó el modelo a los últimos 3 meses, utilizando las distancias entre los espacios para pallets de la cámara de frío, por las distancias entre cada refrigerador a la zona en la que se arman los pallets respectivamente, ya que carece de sentido analizar los flujos de distribuciones con distancias diferentes. La situación base contempla la distribución para cada producto en los refrigeradores según están asignados actualmente, y la situación optimizada mostrará el flujo de los productos asignados utilizando nuestra solución. Los resultados se muestran a continuación:

Situación Base	Situación Optimizada con CR y modelo de asignación
Z= 3930,538589	Z= 1818,671732

Tabla 5.5: Resultados de aplicar el modelo para situación base y situación optimizada. (Elaboración Propia)

En la *Tabla 5.5* podemos notar que el resultado de la función objetivo corresponde a una disminución significativa del 53,72% en el flujo. El procedimiento, deriva de utilizar las métricas definida dentro de la solución, con distancia *Manhattan* entre el refrigerador y la zona de armado de pallets. El detalle se encuentra en *Anexo 7 y 8*.

6. Resultados

Luego de desarrollar el proyecto, se determinó en la Etapa (3) que sería necesaria una cámara de frío que tenga la capacidad para albergar 12 pallets, con un promedio por semana de 7 pallets en el CR. Los análisis estadísticos realizados proveen soporte para las previsiones, otorgando más certeza y un encaminamiento hacia la forma en que opera el requerimiento de UC, otorgando 5 grupos que comparten medias de manera significativa.

Los beneficios que otorga el proyecto se definieron, primero, en torno a la eliminación de ciertos procesos como *picking* y *shipping* de órdenes de compra provenientes de retail, liberando potencialmente 103,5 horas operativas dentro del CD.

Tras la implementación de los modelos de solución, se determinó que es posible disminuir un 53,72% del flujo correspondiente a movilizar las UC dentro de la bodega producto de una correcta asignación y previsión de la demanda. El MAPE obtenido para el modelo es de 9,67%, lo cual nos sitúa dentro del rango establecido en las métricas de desempeño.

La investigación propuesta buscaba abordar la complejidad en la distribución de productos dentro de la cámara de frío de la empresa Artisan. Tras un exhaustivo análisis, se identificaron tres alternativas de solución viables, cada una con sus propias fortalezas y limitaciones.

En primer lugar, se consideró la aplicación de un modelo de programación para resolver el problema de la asignación de productos a espacios dentro de la cámara. Sin embargo, surgió la dificultad de asumir que la demanda de productos es conocida, lo cual no siempre es el caso en el entorno de Artisan, donde los pedidos pueden variar en fecha y cantidad.

La segunda alternativa se centró en la metodología de diseño de la bodega, específicamente en el sistema FIFO. Aunque este sistema se alineaba con las operaciones de Artisan, su implementación resultaba costosa debido a la amplia variedad de SKU y a los requisitos de espacio y tecnología asociados. Se propuso una opción más viable y menos costosa, adaptándose mejor a las capacidades y contexto de Artisan.

La tercera alternativa involucró la aplicación del método de Holt-Winters para prever la demanda de productos y determinar los requerimientos de almacenamiento. Aunque este método ofrecía simplicidad y adaptabilidad, carecía de un sistema eficiente para la ubicación de productos en la cámara de frío.

Dada la complementariedad de estas soluciones, se optó por una estrategia integral. Se propuso desarrollar un Layout flexible mediante un problema de asignación basado en programación lineal. Los datos de demanda se derivarían de un pronóstico Holt-Winters. Este enfoque proporcionaría un Layout dinámico, retroalimentado por predicciones precisas y adaptado a los requerimientos técnicos y tecnológicos.

En la fase de desarrollo, se extrajeron datos de órdenes de compra y se identificaron los productos clave que representaban el 70% de las ventas. Se aplicó el Test de Tukey para analizar las diferencias de medias en la demanda, se comprobó estadísticamente que existe una diferencia significativa de medias y se validaron los modelos predictivos. Luego, se desarrolló el modelo de asignación y se aplicó el método de Holt-Winters para proyectar los requerimientos de almacenaje. En la *Figura 6.1* se muestra la predicción realizada para el producto *BR1*.

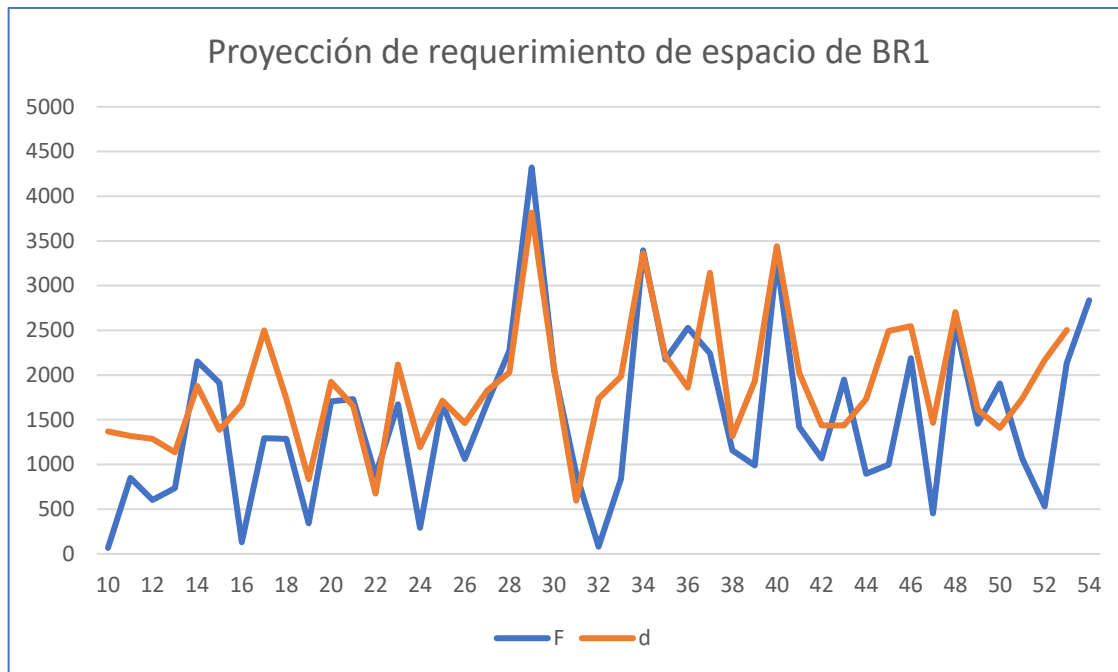


Figura 6.1: Proyección de almacenamiento requerido para producto BR1 para la semana siguiente. (Elaboración propia)

Los resultados demostraron que la implementación del proyecto podría generar significativos ahorros operativos. Se estimó una reducción de hasta 113,4 horas mensuales en los procesos de armado y descarga de pallets. Además, al aplicar el modelo a los flujos de productos, se logró una disminución del 53,72% en el flujo total (ver Figura 6.2), indicando una optimización efectiva de la distribución, obteniendo un KPI de flujo de 0,4627.

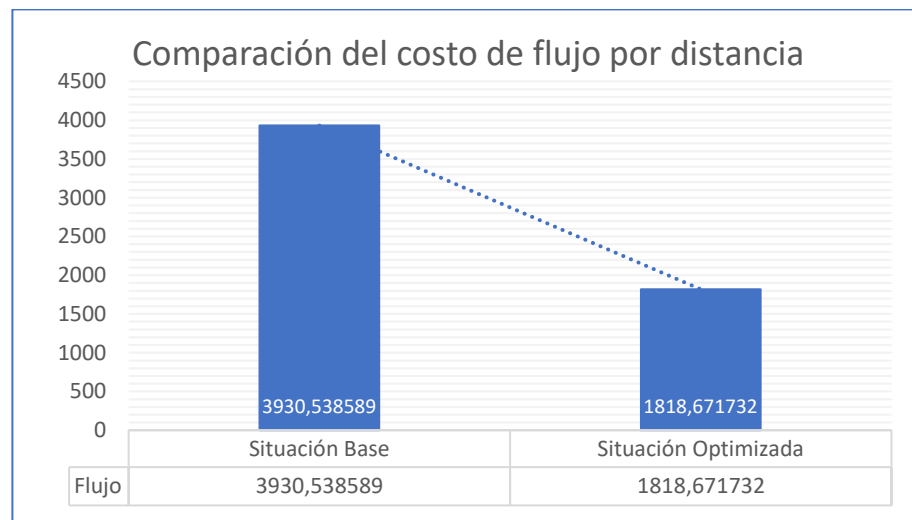


Figura 6.2: Gráfico de columnas. Comparativa de resultado al aplicar el modelo para los últimos 3 meses. (Elaboración propia)

El plan de implementación se dividió en fases, desde la extracción de datos hasta la entrega de resultados y la mejora continua. Se identificaron riesgos potenciales, como cambios en los requerimientos de capacidad, resistencia al cambio y posibles errores en las predicciones. Además, se propusieron estrategias de mitigación para abordar estos riesgos.

En términos económicos, el proyecto ofrecería beneficios sustanciales al reducir horas operativas y mejorar la eficiencia en la distribución. La simulación de escenarios sobre la base de la situación actual mostró que la implementación del modelo podría reducir significativamente los flujos de productos, optimizando el espacio y mejorando la eficiencia operativa.

Finalmente, la combinación de modelos predictivos y soluciones de asignación basadas en programación lineal presentaría una estrategia robusta para optimizar el Layout de la cámara de frío de Artisan. La implementación exitosa de este enfoque promete mejorar la eficiencia operativa, reducir costos y brindar una solución integral a los desafíos de distribución identificados.

7. Conclusión

El presente proyecto se enfocó en mejorar la eficiencia logística de Artisan, a través de un enfoque integral que abarcó la predicción de la demanda, la asignación óptima de productos en la cámara de frío y la reducción del flujo operativo. La combinación de la metodología Holt-Winters para pronósticos, un modelo de asignación basado en programación lineal entera y la reorganización estratégica del espacio de almacenamiento resultó en un sistema robusto y adaptativo.

El proyecto resultó beneficioso en sus resultados, dando a entender que es factible incorporar predicciones de demanda en torno al problema de asignación. Se concluye con la satisfacción de las métricas de desempeño definidas, obteniendo un $\frac{\text{costo flujo situación optimizada}}{\text{costo flujo situación actual}} = 0,4627$ otorgando una mejora significativa del 53,72% en el costo del flujo para el movimiento de productos. Con la implementación de la cámara de frío, también se reducen horas operativas, por lo que también supone un beneficio extra para la empresa.

Se propone incorporar modelos computacionales más potentes y asertivos, en caso de poseer los recursos, para poder aprovechar mejor la solución e incorporar nuevos factores y variables con el fin de estimar mejor los puntos claves abarcados en este proyecto, e incorporar resultados más precisos que aporten de manera significativa a Artisan en el desarrollo de sus operaciones.

Los resultados obtenidos nos muestran una potencial disminución significativa del 53.72% en el flujo operativo, además de obtener un ahorro de 113.4 horas mensuales operativas en relación con sus procesos inherentes. La implementación potencial del modelo de asignación optimizado incluye la mejora en la disposición de los productos en la cámara de frío, maximizando la utilización del espacio y reduciendo las distancias de recorrido.

Además, se logró una predicción precisa de la demanda a corto y largo plazo, validada mediante análisis de errores y señales de rastreo. Los resultados del modelo Holt-Winters demostraron una eficacia del 90.33% en la predicción de requerimientos de almacenaje, proporcionando a Artisan una herramienta valiosa para la planificación estratégica.

La implementación de este proyecto no solo promete optimizar los procesos logísticos y mejorar la eficiencia operativa, sino que también sentó las bases para una toma de decisiones más informada y ágil. El enfoque integrado propuesto puede ser un modelo replicable y adaptable para otras empresas que enfrentan desafíos similares en la gestión de su cadena de suministro. Este proyecto no solo aporta bases técnicas, sino también otorga herramientas para la transformación y la mejora continua en la cadena de suministro de Artisan.

8. Discusión

La implementación de modelos como *Holt-Winters* y la programación lineal, demuestra ser un avance significativo en la optimización de la gestión de inventarios y distribución en el contexto de Artisan. No obstante, para un mejor aprovechamiento de estas herramientas, se sugiere considerar la integración de tecnologías que estén a la vanguardia. La adopción de técnicas como *machine learning*, inteligencia artificial u otros algoritmos más sofisticados podría mejorar la precisión de las predicciones y la asignación de recursos.

La implementación de nuevos factores y variables podría enriquecer la capacidad predictiva de los modelos. Incorporar datos en tiempo real, eventos especiales como promociones o tendencias del mercado podría ofrecer una visión más completa y precisa de la demanda futura. La integración de esta información también permitiría ajustes rápidos a las estrategias de asignación y distribución, adaptándose a cambios dinámicos en el entorno operativo.

Además, se podría explorar la sinergia con otras áreas de la cadena de suministro, como la producción y los despachos. La optimización no debe limitarse únicamente al almacenamiento; considerar la interrelación de procesos en toda la cadena operativa puede generar beneficios adicionales. Integrar los datos de producción con las predicciones de demanda puede facilitar una planificación más precisa, evitando excesos o faltantes en inventario.

Asimismo, la conexión con el área de despachos es esencial. Coordinar la asignación de productos en el almacenamiento con las rutas de entrega puede reducir los tiempos de procesamiento y mejorar la eficiencia logística. Utilizar algoritmos avanzados para la optimización de rutas y la gestión de flotas podría contribuir a una distribución más eficiente y sostenible.

9. Referencias

1. Horta, M., Coelho, F., & Relvas, S. (2016). *Layout design modelling for a real world just-in-time warehouse*. Computers & industrial engineering, 101, 1-9.4
2. Da Veiga, C. P., Da Veiga, C. R. P., Catapan, A., Tortato, U., & Da Silva, W. V. (2014). Demand *forecasting* in food retail: A comparison between the *Holt-Winters* and ARIMA models. WSEAS transactions on business and economics, 11(1), 608-614.
3. Saderova, J., Rosova, A., Sofranko, M., & Kacmary, P. (2021). Example of warehouse system design based on the principle of logistics. Sustainability, 13(8), 4492.
4. Lewis, C. (2012). Demand *forecasting* and inventory control. Routledge.
5. Nahmias, S. (2007). *ANÁLISIS DE LA PRODUCCIÓN Y LAS OPERACIONES* (5a. ed., 5a. reimp.). MEXICO: S.P.I..

10. Anexos

Prod	Cant	Acum	% Acum
VEV Vegurt Vainilla	48.644	48.644	8,63%
CA1 Camembert 150G	45.372	94.016	16,68%
YG3 Griego 360 Gr	39.805	133.821	23,74%
VEF Vegurt Frutilla	39.186	173.007	30,70%
IGF Ind. Griego Frutilla 150 Gr	33.597	206.604	36,66%
TR1 Tradicional 180 Gr	33.446	240.050	42,59%
BR1 Brie 120 G	28.019	268.069	47,56%
VEN Vegurt Sin Sabor	27.369	295.438	52,42%
YL3 Descremado 360 Gr	23.726	319.164	56,63%
YC3 Clasico 360 Gr	23.276	342.440	60,76%
PR1 Provoleta 115 G	20.893	363.333	64,47%
IDF Ind. Descremado Frutilla 150 Gr	18.540	381.873	67,76%
CA2 Cam Pimienta 150 G	17.882	399.755	70,93%

Anexo 1: Tabla con información de producto y cantidades acumuladas. (Elaboración Propia).

Análisis de varianza de Demanda

Fuente	GL	SC	MC	F	P
Mes	11	87452674	7950243	6,20	0,000
Producto	12	150286582	12523882	9,77	0,000
Error	132	169252404	1282215		
Total	155	406991660			

Anexo 2: Test de Tukey. Se utilizó Mes y Producto para el modelo, Demanda como respuesta y 95% confianza. Realizado en Minitab

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Mes	11	87452674	7950243	3,58	0,000
Error	144	319538986	2219021		
Total	155	406991660			

Anexo 3: ANOVA de un solo factor (Mes vs Demanda). 95% de confianza. Realizado en Minitab.

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Producto	12	150286582	12523882	6,98	0,000
Error	143	256705078	1795140		
Total	155	406991660			

Anexo 4: ANOVA de un solo factor (Producto vs Demanda). 95% de confianza. Realizado en Minitab.

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Producto N Media Agrupación

VEF	12	4821	A
YG3	12	4786	A
CA1	12	4629	A
IGF	12	4394	A B
TR1	12	4328	A B
VEV	12	4317	A B
VEN	12	3215	A B C
YL3	12	3139	A B C
YC3	12	3066	A B C
IDF	12	3013	A B C
BR1	12	2718	B C
CA2	12	2082	C
PR1	12	1917	C

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Anexo 5: Test de Tukey para Producto vs Demanda. 95% de confianza. Realizado en Minitab.

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Mes N Media Agrupación

1	13	4868	A
3	13	4849	A
4	13	4358	A B
11	13	3691	A B C
12	13	3650	A B C
8	13	3605	A B C
2	13	3413	A B C
9	13	3264	A B C
10	13	2968	A B C
7	13	2894	B C
6	13	2890	B C
5	13	2403	C

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Anexo 6: Test de Tukey para Tiempo vs Demanda. 95% de confianza. Realizado en Minitab.

	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
E	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	3
D	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
C	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
A	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
E	0	0	0	0	0	0	0	810	810	810	0	0	0	
D	650	650	650	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C	0	0	0	0	0	390	0	0	0	0	0	0	0	
A	0	0	0	300	300	0	0	0	0	0	0	0	0	
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	120	0	
F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
I	0	0	0	0	0	0	90	0	0	0	0	0	0	
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	50	
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0,312066938	0,474326121	0,232709844	0,506987847	0,798090278	0,419010417	0,417864583	1,065190972	0,730143229	1,06061198	1,15989583	2,0499566	1,16540799	
	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
E	0	0	0	0	0	0	0	862,8046875	551,4160156	859,095703	0	0	0	
D	202,8435099	308,3110786	151,2613987	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C	0	0	0	0	0	163,4140625	0	0	0	0	0	0	0	
A	0	0	0	152,0963542	239,4270833	0	0	0	0	0	0	0	0	
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	245,994792	0	
F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
I	0	0	0	0	0	0	37,6078125	0	0	0	0	0	0	
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	57,9947917	0	58,2703993	
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	Función objetivo: 3930,538589													

Anexo 7: Situación Base costo del flujo. Matriz de asignación y matrices De-Hacia con costo del flujo. (Elaboración propia)

	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	120	0	0	
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	420	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0,257920114	0,419010215	0,161815662	0,427241843	0,629757828	0,334506717	0,323880724	0,732861941	0,784601264	0,81903625	1,49921011	4,60535497	3,30801406	
	BR1 Brie 120 G	CA1 Camembert 150G	CA2 Cam Pimiento 150G	DF Ind. Descremado F	GF Ind. Griego Frutilla	PR1 Provoleta 115 G	TR1 Tradicional 180 G	VEF Vegut Frutilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Val	Y3 Clásico 360	Y3 Griego 360	Y3 Descremado 360 Gr	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	276,321298	0	276,321298
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	198,480843	198,480843
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	179,905213
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98,2843495
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	141,2282275
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	131,9151495
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	77,73137374
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80,28161209
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	188,9273484
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	128,172553
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	58,25363832
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150,8436772
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	108,3264478
	108,3264478	150,8436772	58,25363832	128,172553	188,9273484	80,28161209	77,73137374	131,9151495	141,2282275	98,2843495	179,905213	276,321298	198,480843	
	108,3264478	150,8436772	58,25363832	128,172553	188,9273484	80,28161209	77,73137374	131,9151495	141,2282275	98,2843495	179,905213	276,321298	198,480843	
	Función objetivo: 1818,671732													

Anexo 8: Modelo de asignación con integración de forecast. Matriz de asignación y matrices De-Hacia con costo del flujo. (Elaboración Propia).

Anexo 9: Extracto de matriz pronóstico corto plazo hasta semana 16 en unidades. Año 2023. Ponderadores obtenidos y demanda real. (Elaboración propia)

Anexo 10: Extracto de matriz pronóstico corto plazo en unidades hasta semana 35. Año 2023. Nivel St. (Elaboración propia)

Anexo 11: Extracto de matriz pronóstico corto plazo en unidades hasta semana 35. Año 2023. Nivel Gt. (Elaboración propia)

Semana	Forecast UC												
	BRI Bris 120 Gr	CA1 Camembert 130G	CA2 Cam Pimiento 150 G	IDF Inf. Descremato Fritilla 150 Gr	IGF Ind. Griego Fritilla 150 Gr	PR1 Provolone 115 G	T13 Tradicional 180 Gr	VEF Vegut Fritilla	VEN Vegut Sin Sabor	VEV Vegut Vainilla	YC1 Clasico 360 Gr	YG3 Griego 360 Gr	YJ3 Descremato 360 Gr
8	1.02289702	1.94269038	0.95783117	1.29236111	1.64027778	0.821875	0.73293667	1.60138889	1.18194444	1.12986111	2.52033889	4.85438333	1.16927222
9	0.82204128	1.35102126	0.53773093	2.88410062	2.84203419	1.00953087	1.06262113	4.39604076	4.10692620	1.38525039	2.18104170	17.17162684	115.768834
10	0.0306127	0.21460571	0.16521571	0.8089548	1.29034901	0.38500459	0.07800813	2.15171395	1.98801433	2.08711674	2.76215974	5.15813139	135.103085
11	0.13261902	0.04021544	0.03176037	0.82202316	1.19926176	0.27186138	0.27647369	1.61344695	1.13113918	1.417995723	1.642728227	2.79031882	56.1339427
12	0.09411351	0.11239994	0.11968897	0.48807872	1.09143174	0.31892717	0.34290393	0.98732457	1.26649942	1.381027276	1.43154882	3.63278892	34.2229721
13	0.11489579	0.29760653	0.14857963	0.77105624	1.556929975	0.487074423	0.48886407	1.67579133	0.33895685	1.20470904	2.32740889	2.92484994	2.03413475
14	0.33631133	0.28841804	0.277090025	0.49064425	0.668818189	0.52164994	0.54098274	1.43221781	1.228319976	1.702175203	0.914035571	1.864597496	4.168392612
15	0.29881283	0.373517341	0.24564425	0.975761302	1.628307889	0.65921735	0.554036295	1.65665948	2.01228868	1.388138959	1.58488574	2.953878494	1.71249571
16	0.02063874	0.1889378	0.11594031	0.09651408	0.57587622	0.47417676	0.08465153	1.099517	0.98423942	1.80402523	0.75024898	6.64756637	1.56866971
17	0.20233917	0.15249049	0.03885425	0.70558427	1.76566123	0.20852305	0.5288985	0.75060587	0.69008058	1.180529814	1.22743824	5.09995021	24.0787826
18	0.20092061	0.16221741	0.115475348	1.31476506	1.586381283	0.072149551	0.08672938	2.58782686	1.387212454	1.612434154	2.204136269	1.224938113	31.1733937
19	0.02649685	0.26542450	0.28625981	0.361700074	0.188514799	0.54786926	0.02456176	1.21122568	0.52953805	1.63884265	0.99529166	0.249578625	10.0758627
20	0.36618208	0.431164343	0.178880315	0.818510003	1.97955237	0.76595782	0.38017038	1.30132951	0.66538363	0.77389424	0.82526564	3.35188965	22.8697965
21	0.27036212	0.60660659	0.144370041	0.80206677	0.36345158	0.34880045	0.365122153	0.63287231	0.084704707	0.47028849	1.22072929	0.53295772	9.43145237
22	0.13751077	0.50540795	0.17805948	1.08426728	0.9400724	0.25104152	0.27377788	2.04052468	0.96103474	1.423843696	2.52571693	2.94448615	2.45798599
23	0.7613812	0.34045663	0.08735602	0.55753807	0.85640274	0.610216185	0.07296225	1.51362336	0.89235292	1.16020777	1.38416457	4.43100546	1.32752329
24	0.04574147	0.0630971	0.089273497	1.52112196	0.46200366	0.04603405	0.00508063	1.64910954	1.169340579	0.588639408	6.614719678	10.01528725	36.5524849
25	0.261711795	0.172949572	0.082486957	0.384560737	1.07855197	0.15726497	0.22781333	0.359036475	0.18394734	0.083513929	1.27962302	2.99033408	24.9676041
26	0.16803118	0.71998929	0.03862781	0.1699574	1.04097949	0.54483834	0.43325389	1.32237399	0.228746862	0.177487484	1.06791665	1.11891377	11.64219877
27	0.367174467	0.331570889	0.183041109	1.10313786	1.472160482	0.36197331	0.63477204	1.4522097	1.236677205	1.17869698	1.25477847	2.374251399	23.86423014
28	0.354616384	0.484700999	0.196913831	0.178276011	1.113136805	0.49250609	0.57890854	0.82019952	0.80906075	0.979600233	1.17921217	0.798795168	45.11557371
29	0.84495235	1.204218517	0.15131732	0.854178531	1.24255484	0.85314518	1.10290512	2.08042016	1.657929284	1.866674014	2.36044857	3.56889112	3.502149602
30	0.77411873	0.67945656	0.34048517	0.14003244	0.75074039	0.14962375	0.33835201	1.34670368	1.07195139	1.53851202	0.71336931	1.39180189	1.05176139
31	0.74781638	1.354799495	0.36233072	0.646892546	0.39022493	0.58456597	0.0838469	1.524340242	2.013167989	1.150125188	3.4468533	14.73615305	8.407776529
32	0.01278591	0.361400016	0.056975468	0.133594895	0.028417646	0.159611791	0.46487068	0.009220797	1.2043664	0.44954043	1.95619131	5.443647654	11.36621226
33	0.131315425	0.371883373	0.242278643	0.12296193	0.95235419	0.15981972	0.30323801	0.23295687	0.42612388	0.80983545	0.50720791	1.449585396	1.444038655
34	0.130626261	0.717039462	0.24806209	1.0267824	1.07788468	1.20761267	0.438874285	0.92839403	0.3532328	0.631948558	1.312871583	2.70368873	7.335406001
35	0.339678278	0.547678468	0.455054638	0.53888257	0.078671185	0.15574573	0.31863978	0.971220605	0.710768499	1.26049489	0.964375476	1.323699773	3.9502068
36	0.39533073	0.858124522	0.178013853	0.480229804	1.048646248	0.341521607	0.373175021	1.12709984	0.677422234	1.128127342	1.837079743	2.53553566	1.852711431
37	0.35034452	0.197833628	0.08313677	0.46372396	1.512157407	0.37704557	0.2595203	1.94677844	1.117038892	1.38262529	0.99177644	1.026117835	1.948716398
38	0.267846309	0.98660304	0.193573508	0.71344556	0.574534312	0.112215972	0.019734663	0.52719643	0.59068945	0.297905796	1.92938105	14.658041	4.74409493
39	0.15490283	0.47898669	0.305694233	0.263366416	0.197486844	0.42789621	0.214730294	0.15188615	0.896246672	0.407172206	1.77020257	4.05211387	8.366342138
40	0.154111951	0.490991275	0.151275862	0.344781038	0.26982675	0.41871713	0.80059777	0.64465102	0.73557794	0.31611606	0.63898996	1.4214818	1.4214818
41	0.22141297	0.288131386	0.244280377	0.683451198	0.711920282	0.39836975	0.5433442	0.889891633	0.465239021	0.61393072	0.412669419	1.160437866	1.465133022
42	0.166828884	0.27772926	0.013063515	0.06726609	0.437101304	0.23365532	0.21363283	0.353417541	0.424872285	0.040568391	0.276132623	0.07284599	0.612490569
43	0.30474711	0.77879689	0.911716632	1.646155805	0.44532965	0.48010257	1.404017211	1.204849134	1.492412155	2.0340551	1.63430925	2.21601076	2.21601076
44	0.13968209	0.156740364	0.081010311	0.55404459	0.97736646	0.43994309	0.30703244	1.67936481	1.48903009	1.86914914	1.79164695	0.271812038	1.90139601
45	0.155512917	0.27616256	0.005513866	0.86728489	0.23292977	0.44860317	0.30747387	0.80935609	0.4386124	1.354188923	1.484412907	18.5962931	0.97965214
46	0.2324232	0.236174561	0.025876923	0.305563967	0.392494887	0.4149403	0.27347397	0.318310821	2.321014287	1.560980954	1.42718501	6.944505815	7.899886999
47	0.07077936	0.21566263	0.38258076	0.11396222	0.04769594	0.34930214	0.31117888	0.02666007	1.15300321	0.30157679	1.73572591	2.21522121	1.487644902
48	0.40270818	0.385929724	0.241189074	0.472114832	1.286138491	0.97868882	0.93561363	0.876326322	0.40093999	0.400479934	1.04790311	1.689069373	1.303881384
49	0.22748142	0.553021369	0.168483128	0.151513269	0.43759952	0.2043776	0.628938246	0.224993814	0.093519486	0.017437111	0.318874838	0.034313406	0.98064305
50	0.29765798	0.728796376	0.395698135	0.702387442	1.045355597	0.40295196	0.56938445	1.23182841	0.69820174	1.138075078	1.556149551	2.52502698	1.330140774
51	0.16609999	0.26528316	0.011157274	0.32877541	0.382819779	0.21488444	0.20538896	0.454228842	0.454655559	0.49200653	0.879588636	0.29930537	1.38654483
52	0.0829292	0.481952818	0.062654053	0.376138124	0.33831329	0.078817474	0.46162204	0.25060394	0.63630563	0.11153448	1.216857236	0.586767846	0.578667542
53	0.33338334	0.544395464	0.348478322	0.253057969	0.438991288	0.34755111	0.256795178	0.403348424	0.986521838	0.456430339	3.43028258	6.688957569	5.378667542
54	0.44317033	0.399389683	0.29208951	0.309175463	0.39087952	0.34003738	0.25603682	0.480720506	1.101686384	0.86874358	3.47527359	5.882297855	4.33647359

Anexo 15: Extracto de matriz pronóstico corto plazo hasta semana 54. Año 2023. Conversión a unidades de carga pronósticos obtenidos. (Elaboración propia)