



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**SELECCIÓN Y LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DEL MIX DE
PRODUCTOS PARA EL ALMACÉN DEL
CANAL ONLINE DE JUMBO**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PABLO TOMÁS CAMPOS CASTILLO

PROFESOR GUÍA:
RODOLFO URRUTIA URIBE

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
RICARDO SAN MARTÍN ZURITA
LUIS FERNANDO SOLARI DÍAZ

SANTIAGO DE CHILE

2021

SELECCIÓN Y LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DEL MIX DE PRODUCTOS PARA EL ALMACÉN DEL CANAL ONLINE DE JUMBO

El presente trabajo busca que la empresa Cencosud S.A en la línea de negocios de supermercados, en particular en el Jumbo la Reina, evalúe la implementación de un nuevo tipo de almacén, que esté enfocado solo en satisfacer la demanda online de productos de más alta rotación. A este almacén se le denomina “dark store”, estará ubicado dentro de lo que actualmente es el supermercado y será utilizado solo por el personal que arma los pedidos online.

Este proyecto se enmarca en la gerencia de Advanced Analytics, más precisamente en la gerencia de Data Science, y se enfoca en la unidad de negocios de supermercado.

Se identifica una ineficiencia en el actual proceso de picking de pedidos online que se generan al no tener el slotting enfocado a minimizar las distancias recorridas por los shoppers. Por otro lado, se observa un aumento significativo en la penetración de las ventas y la cantidad de clientes online y una disminución en la cantidad de clientes presenciales.

El objetivo del proyecto es determinar el impacto que tiene la elección del mix de productos y el slotting en la implementación de una dark store cuyo tamaño es dado, en términos del tiempo del proceso de picking, del número de salidas de la de la dark store y de cantidad de shopper por jornada.

Para evaluar el impacto que tiene la elección del mix de productos y el slotting en la implementación de una dark store se define el mix de productos y su slotting para tres escenarios, considerando la demanda, el espacio y la interacción de los distintos SKU.

Se concluye, con una probabilidad no despreciable, que la implementación de una dark store siguiendo la metodología propuesta disminuye los tiempos de picking promedio en un 21.4% con respecto al escenario sin dark store, esta reducción de tiempos permite disminuir en 4 la cantidad de shoppers contratados.

Además, se concluye que la elección del mix de productos es más relevante que un buen slotting, ya que, si bien las distancias recorridas dentro de la dark store con un mal slotting son largas, se pierde más tiempo saliendo del almacén, sin embargo, de igual forma realizar un buen slotting impacta positivamente en el tiempo de picking, ya que sin este no vale la pena implementar la dark store, ya que no se genera ahorro por la cantidad de shoppers contratados.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, Alicia, Patricio, Valentina y José por todo el apoyo y el soporte que me han dado en la vida.

A mi pareja, Carolina por la paciencia, el amor y la fuerza que me has dado en durante toda la carrera.

A mi amigo Simón por los momentos vividos durante la carrera, todo el compañerismo y el trabajo que realizamos juntos en la Universidad.

A mis amigos, Cristóbal, Javiera y Mauricio por los momentos de entretenimiento y de reflexión que hemos tenido juntos.

A Rodolfo Urrutia por la paciencia y el apoyo en los momentos más difíciles del proceso.

TABLA DE CONTENIDO

1	INTRODUCCIÓN.....	1
1.1	ANTECEDENTES GENERALES.....	1
1.2	CARACTERÍSTICAS DE LA ORGANIZACIÓN.....	2
1.3	MERCADO DEL RETAIL EN CHILE.....	3
1.4	ECOMMERCE EN CHILE.....	4
1.5	COMPETENCIA.....	5
1.5.1	<i>Cornershop</i>	5
1.5.2	<i>Rappi</i>	6
1.5.3	<i>Otros supermercados</i>	6
2	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO.....	7
2.1	ÁREA DE TRABAJO.....	7
2.2	JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA Y DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO.....	9
3	OBJETIVOS Y ALCANCE.....	13
3.1	OBJETIVO GENERAL:.....	13
3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	13
4	MARCO CONCEPTUAL.....	15
4.1	MODELO DE PREDICCIÓN DE DEMANDA.....	15
4.1.1	<i>ARIMA</i>	15
4.2	EVALUACIÓN DE MODELOS.....	16
4.2.1	<i>Criterio de información de Akaike (AIC)</i>	16
4.2.2	<i>Criterio de información Bayesiano (BIC)</i>	16
4.2.3	<i>Estadístico de Durbin-Watson</i>	17
4.2.4	<i>Test KPSS</i>	18
4.2.5	<i>Indicador de errores de predicción: MAPE</i>	18
4.3	INVENTARIO DE SEGURIDAD.....	19
4.3.1	<i>Nivel de servicio de un almacén</i>	19
4.4	OPTIMIZACIÓN Y PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA.....	20
4.4.1	<i>Modelos de programación</i>	20
4.4.2	<i>Métodos exactos de resolución</i>	20
4.4.3	<i>Heurísticas de resolución</i>	21
4.4.4	<i>Metaheurísticas de resolución</i>	21

4.5	ORDER PICKING	22
4.5.1	<i>Sistema Picker to parts</i>	23
4.5.2	<i>Sistema Pick to box</i>	23
4.5.3	<i>Sistema Pick and sort</i>	24
4.5.4	<i>Sistema Parts to picker</i>	24
4.5.5	<i>Sistema de picking completamente automatizado</i>	25
4.6	SLOTTING	25
4.6.1	<i>Clasificación ABC</i>	26
4.6.2	<i>Política de almacenamiento Cube-per-Order-Index (COI)</i>	27
4.6.3	<i>Heurística de frecuencia de interacción</i>	28
4.7	DARK STORES	29
4.8	SIMULACIÓN	31
5	METODOLOGÍA	35
5.1	ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL	35
5.1.1	<i>Descripción del proceso de compra online</i>	35
5.1.2	<i>Descripción de la sala de clientes presenciales</i>	35
5.1.3	<i>Slotting en la sala de clientes presenciales</i>	35
5.1.4	<i>Picking en la sala de clientes presenciales</i>	35
5.2	ELECCIÓN DE LOS SKU INCLUIDOS EN LA DARK STORE	35
5.2.1	<i>Almacenamiento de la dark store</i>	36
5.2.2	<i>Proyección de demanda</i>	36
5.2.3	<i>Cálculo del inventario de cada SKU</i>	37
5.2.4	<i>Ingreso de SKU a la dark store</i>	37
5.3	PICKING Y SLOTTING DE LA DARK STORE.....	37
5.3.1	<i>Order picking</i>	37
5.3.2	<i>Heurística de frecuencia de interacción</i>	37
5.3.3	<i>Clasificación ABC según layout</i>	38
5.4	SIMULACIÓN DEL PROCESO DE PICKING	38
5.5	ESQUEMA METODOLÓGICO	38
6	ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL	39
6.1	DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE COMPRA ONLINE PARA EL CLIENTE.....	39
6.2	DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE COMPRA ONLINE PARA EL SHOPPER	40
6.3	DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE COMPRA ONLINE PARA EL DELIVERY	40
6.4	DIAGRAMA DEL PROCESO DE COMPRA ONLINE	40

6.5	DESCRIPCIÓN DE LA SALA PARA CLIENTES PRESENCIALES	41
6.6	SLOTING EN SALA DE CLIENTES PRESENCIALES.....	43
6.7	PICKING EN SALA DE CLIENTES PRESENCIALES.....	44
7	ELECCIÓN DE LOS SKU INCLUIDOS EN LA DARK STORE	47
7.1	ALMACENAMIENTO DE LA DARK STORE.....	47
7.2	PROYECCIÓN DE DEMANDA	49
7.2.1	<i>Análisis exploratorio</i>	49
7.2.2	<i>Implementación del modelo de predicción ARIMA</i>	62
7.2.3	<i>Resultados y evaluación del modelo de predicción</i>	62
7.2.4	<i>Desagregación de la predicción de Demanda de Sección a SKU</i>	66
7.3	CÁLCULO DEL VOLUMEN DEL INVENTARIO DE CADA SKU	68
7.3.1	<i>Stock de seguridad</i>	69
7.4	INGRESO DE SKU A LA DARK STORE	73
8	PICKING Y SLOTING DE LA DARK STORE.....	76
8.1	ORDER PICKING.....	76
8.2	HEURÍSTICA DE FRECUENCIA DE INTERACCIÓN.....	76
8.3	CLASIFICACIÓN ABC SEGÚN EL LAYOUT	80
9	SIMULACIÓN	85
9.1	DEFINICIÓN DEL SISTEMA	85
9.2	DEFINICIÓN DEL MIX DE PRODUCTOS Y EL SLOTING POR ESCENARIO.....	87
9.3	CÁLCULO DE RUTAS ÓPTIMAS PARA EL PICKING POR ESCENARIO	87
9.4	CÁLCULO DE LAS VARIABLES RESPUESTA.....	89
10	CONCLUSIONES.....	91
11	RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	92
12	BIBLIOGRAFÍA.....	93
13	ANEXOS.....	96
13.1	SERIE TEMPORAL PARA LACTEOS	96
13.2	SERIES DE TIEMPO DEMANDA SEMANAL REAL, AJUSTE DEL MODELO Y PROYECCIÓN DEL MODELO SECCIONES	97
13.3	RESULTADOS DEL AJUSTE DE DISTRIBUCIONES PARA LA DEMANDA SEMANAL	102
13.4	LISTA DE LAS CATEGORÍAS DEFINIDAS PARA EL SLOTING	103
13.5	EXTRACTO DE LA POPULARIDAD DE CADA CATEGORÍA	104
13.6	EXTRACTO DE LA FRECUENCIA DE INTERACCIÓN	105
13.7	REGRESIÓN LINEAL PICKING	105
13.8	ORDENES DE PEDIDO	114

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes generales

En los últimos años el ecommerce ha tomado gran relevancia, principalmente por los cambios de hábito en el consumo y los avances de la tecnología. Desde el año 2006 las ventas ecommerce B2C han crecido de forma sistemática, alcanzando un nivel que ha puesto al comercio electrónico en el centro estratégico de las empresas de retail (CCS, 2019). Además, producto de la pandemia se han implementado cuarentenas estrictas, cierre de centros comerciales, restricción de acceso a las tiendas, entre otras medidas, que han impactado fuertemente las ventas online. En promedio entre abril y mayo (año 2020) las ventas de las categorías de supermercados y electrónica subieron 200%. Le siguieron: calzado (55%), electrónica (100%), línea hogar (160%), vestuario (90%) y muebles (31%) (La Tercera PM, 2020).

Es por lo anterior, que las empresas se han visto en la obligación de desarrollar sus canales de venta online, buscando alternativas que les permitan ser más competitivas. Es en este contexto, que Cencosud S.A. en la línea de negocios de supermercados, en particular en la cadena Jumbo, quiere implementar un nuevo tipo de almacén, que esté enfocado solo en satisfacer la demanda online de productos de más alta rotación. A este almacén se le denomina “dark store”, estará ubicado dentro de lo que actualmente es el supermercado y será utilizado sólo por el personal que arma los pedidos online. El objetivo que pretende cumplir esta nueva zona del supermercado es disminuir el tiempo de armado de los pedidos y aumentar la satisfacción sus clientes.

El proyecto de memoria busca, en primera instancia, generar un modelo de predicción de demanda que ayude a elegir el mix de productos que será almacenado en la dark store utilizando el criterio de demanda por volumen. Se incorpora el volumen debido a la importancia de utilizar bien el poco espacio disponible, de esta manera no se sobrestima una demanda alta de productos muy grandes y por el contrario no se subestima una baja demanda de productos pequeños.

Luego, con un modelo de optimización se asigna la locación de los SKU escogidos para el almacén online, lo que se conoce como slotting. El modelo de optimización utilizado corresponde a la heurística llamada “frecuencia de interacción” cuya función objetivo es minimizar las distancias recorridas por los shopper al momento del picking, dejando los productos con mayor demanda cerca de la zona de armado de pedidos y los productos cuya demanda conjunta sea alta, cerca entre sí. Las restricciones del modelo se incorporan a través de la información obtenida de las bases de datos conocidas, como por ejemplo el tipo de almacenamiento, capacidad máxima de almacenamiento, posiciones de cada zona de almacenamiento, entre otros.

Para finalizar, se simulará el proceso de picking en la dark store considerando tres escenarios; en el primero el mix de productos será elegido con el criterio de mayor demanda por volumen y el slotting será definido por la heurística de frecuencia de

interacción; en el segundo el mix de productos será escogido por el criterio de mayor demanda por volumen y el slotting será de definido de forma aleatoria; en el tercero el mix de productos será escogido de forma aleatoria y el slotting será definido por la heurística de frecuencia de interacción.

1.2 Características de la organización

Cencosud S.A. nace en Chile el año 1976 con la apertura del primer supermercado llamado “Las Brisas” en la ciudad de Temuco. Luego, en la década de los 70s se expande el negocio con la apertura del primer hipermercado Jumbo, con una superficie de 7000 m². Actualmente, Cencosud S.A. es uno de los conglomerados de retail más grande de América Latina y tiene presencia en Argentina, Brasil, Chile, Colombia y Perú. Sus operaciones se extienden a través de distintas líneas de negocios, las cuales incluye supermercados, mejoramiento del hogar, tiendas por departamento, centros comerciales y servicios financieros.

La organización tiene declarada una misión y un objetivo central (Memoria Anual Cencosud S.A., 2019), los que se muestran a continuación:

- Misión: *“Nuestra misión consiste en trabajar, día a día, para llegar a ser el retailer más rentable y prestigioso de América Latina, en base a la excelencia en nuestra calidad del servicio, el respeto a las comunidades con las que convivimos y el compromiso de nuestro equipo de colaboradores.”*
- Objetivo central: *“En Cencosud, nuestro objetivo central es poder convertirnos en el mayor retailer de América Latina y entregar a nuestros cientos de miles de clientes, la máxima calidad de servicio, excelencia y compromiso, los 365 días del año.”*

En Chile operan las cinco unidades de negocio de Cencosud S.A., las ventas en este país representan el 48% de los ingresos y el 51% del EBITDA ajustado de la compañía a diciembre de 2019. La unidad de negocios de Supermercados cuenta con 247 tiendas que cubren una superficie de 591.853 m², los ingresos por ventas crecieron 1.3% con respecto al año 2018, pasando de 2,78 billones CLP a 2.82 billones CLP, lo que se traduce un aumento en el EBITDA ajustado de 12.6%. Lo anterior se explica principalmente por un incremento de SSS (Ventas en la misma tienda, por sus siglas en inglés), un repunte en el cuarto trimestre de 6%, aperturas de nuevas tiendas y remodelaciones, contrarrestado principalmente por el impacto social ocurrido en octubre de 2019. El aumento en SSS refleja un alza en la venta de alimentos, principalmente perecibles y la disminución de artículos electrónicos (Memoria Anual Cencosud S.A., 2019).

Dentro de las principales ventajas competitivas que tiene Cencosud están:

- Ser uno de retailer multiformato con la mayor diversificación geográfica de América Latina
- Cuenta con una cartera de marcas con alto reconocimiento de los consumidores.

1.3 Mercado del retail en Chile

El retail o comercio minorista es el sector económico que incluye a empresas especializadas en la comercialización masiva de productos a grandes cantidades de clientes. Algunos de los ejemplos más comunes del sector retail son los supermercados, tiendas por departamento, mejoramiento del hogar, farmacias, entre otros.

El PIB del sector comercio para el año 2019 corresponde a 14.192.000 millones CLP (Banco Central de Chile, 2020), por lo que las ventas de la unidad de negocios supermercado de Cencosud S.A representan un 19,86% del PIB en ese sector, Además, sumando las ventas de las unidades de negocios de mejoramiento del hogar, tiendas por departamento y centros comerciales el porcentaje con respecto al PIB de ese sector sube al 31,8%.

Durante el primer trimestre del año 2020, el PIB del sector comercio disminuye un 1,7% con respecto al mismo periodo del año anterior, pasando de 3.831 CLP MM a 3.767 CLP MM (Banco Central de Chile, 2020), teniendo en cuenta los resultados de Cencosud, esa disminución se debe principalmente a la baja en las ventas de las tiendas por departamento. Según una encuesta de la Cámara de Comercio de Santiago, el 73% de las personas ha dejado de comprar aquellas cosas que no sean de primera necesidad, el 67% cree que su trabajo se verá afectado producto de la situación actual del país, el 57% declara que sus ingresos se han visto afectados por la situación actual del país. Dentro de las compras que han dejado de hacer las familias están automóviles, paquetes turísticos y/o tickets de viaje, tecnología y/o electro hogar, entretenimiento, artículos deportivos, calzado, vestuario, artículos para el hogar y/o decoración (CCS, 2019), sumado a esto, el 72% de las personas declaran que han dejado de comprar marcas más caras para ahorrar y que priorizan las cosas de primera necesidad. Además, solo un 36% cree que los cambios serán sólo mientras duren las movilizaciones sociales.

En Chile actualmente existen 1.328 establecimientos de supermercados de los cuales 463 están en la región metropolitana (Cámara Nacional de Comercio Servicios y Turismo de Chile, 2020), por su parte, Cencosud S.A cuenta con 247 establecimientos de supermercados (Memoria Anual Cencosud S.A, 2019), en términos de superficie, en Chile los supermercados ocupan 2.531.837 m², y Cencosud S.A ocupa 591.853 m², lo que equivale al 23%.

1.4 Ecommerce en Chile

El ecommerce en Chile ha tomado gran relevancia en los tiempos actuales, esto debido principalmente a los cambios en los hábitos de consumo y el avance de la tecnología. Desde el año 2006 las ventas ecommerce B2C han crecido de forma sistemática, alcanzando un sitio que ha puesto al comercio electrónico en el centro estratégico de las empresas de retail (CCS, 2019). En la figura 1.1 se muestra la evolución de las ventas ecommerce B2C.

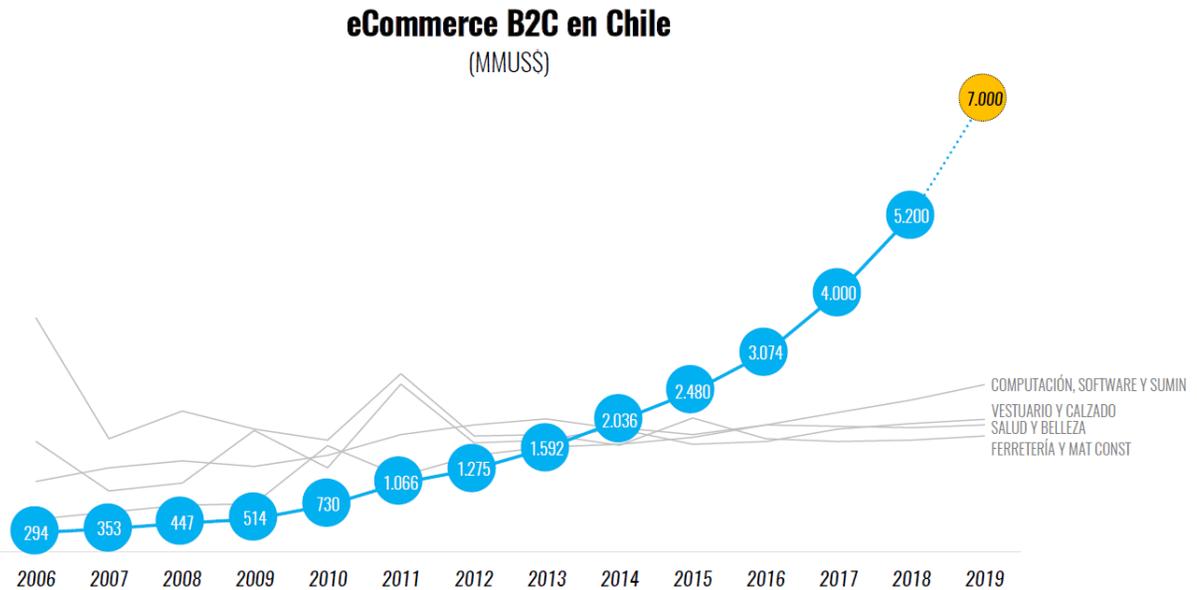


Figura 1.1 Ventas ecommerce B2C en Chile (Fuente: Cámara de Comercio Santiago)

Para el año 2000 las ventas ecommerce representaba para las casas comerciales chilenas solo el 0.1% de las ventas. Para el 2020 proyecta que sean el 9.5% del comercio retail total, gracias a las tasas de expansión 10 veces más rápidas que las ventas físicas (CCS, 2019). En la figura 1.2 se muestra la penetración de las ventas B2C del ecommerce sobre el retail total.

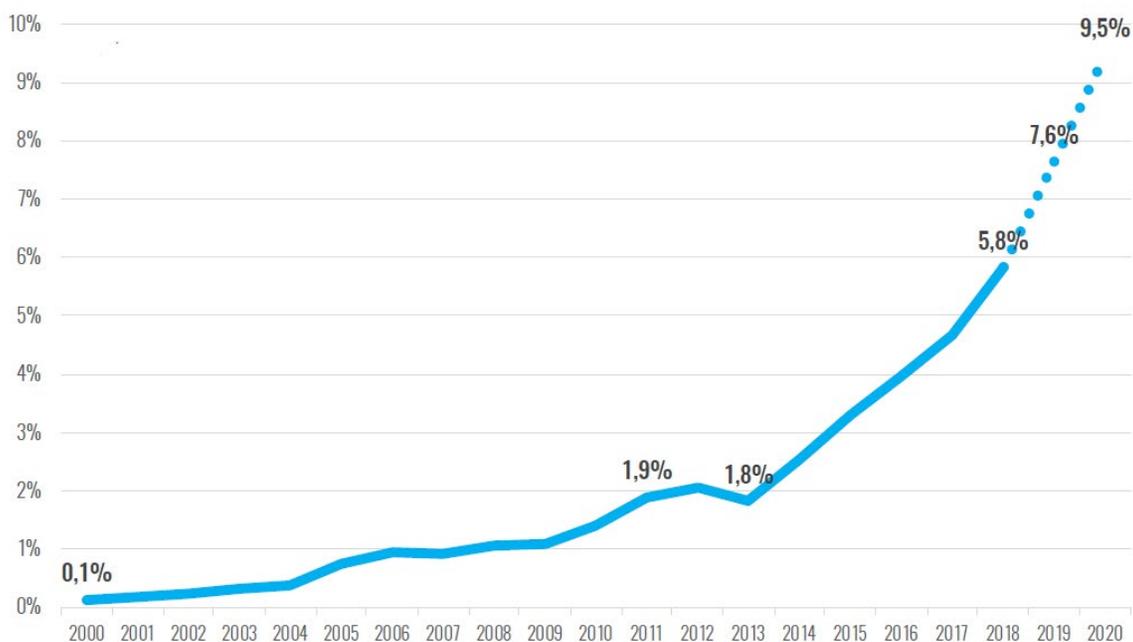


Figura 1.2 Penetración ventas B2C sobre retail total en Chile (Fuente: Cámara de Comercio de Santiago)

En el año 2018 el método de entrega de productos más utilizado fue el despacho a domicilio, representando un 60% del total de las compras por internet (CCS, 2019). Además, el plazo promedio de entrega para el año 2019 fue de 7.5 días, mostrando una disminución con respecto al año 2018 de 2.2 días en promedio (CCS, 2019).

1.5 Competencia

La competencia directa del ecommerce de Jumbo es Cornershop, Rappi y otros supermercados, las dos primeras se dedican a entregar un servicio de delivery, mediante una plataforma en línea que permite a sus clientes realizar la compra en supermercados y tiendas especializadas, pagar con tarjeta bancaria y recibir el pedido en casa y/o trabajo en menos de 90 minutos (Garrido, 2019), mientras que los supermercados ofrecen los productos a través de sus propios canales.

1.5.1 Cornershop

Cornershop es la primera empresa en Chile que se dedica a prestar el servicio de delivery para las compras en supermercados y tiendas especializadas. Además, opera en México, Perú, Colombia, Brasil, Canadá y Estados Unidos. Actualmente es la empresa líder, de acuerdo con datos la consultora Kawésqar Lab, la app chilena tiene una participación de 24,4%, sólo por detrás de Pedidos Ya, si se mide el total de compras hechas mediante plataformas de despacho. Esto, eso sí, no considera el

monto del ticket, donde Cornershop saca amplia ventaja (Pulso de La Tercera, 2020). Los principales usuarios de la aplicación son jefes de familia, jóvenes trabajadores y en general cualquier persona que prefiere no gastar su tiempo haciendo compras y quiere delegar esa tarea. Cornershop también opera en los supermercados Jumbo y desde el 13 de agosto llega a un acuerdo marco de colaboración comercial de largo plazo con Cencosud (Diario Financiero, 2020), eliminando el cargo por servicio que tenía previo al acuerdo. Por su parte también, se corta el acuerdo del no cobro del cargo por servicio en Walmart.

1.5.2 Rappi

Rappi llega a Chile el año 2018, ofreciendo un servicio de despacho a domicilio incluyendo restaurantes, supermercados, farmacias y tiendas especializadas. Actualmente, funciona en Santiago, Concepción, Rancagua, Viña del Mar, La Serena, Iquique y Temuco. Al igual que Cornershop, Rappi busca que personas que no cuentan con el tiempo suficiente soliciten cualquier compra a través de su aplicación, sin embargo, se enfoca en pedidos pequeños.

1.5.3 Otros supermercados

Junto a Jumbo, hay otros dos supermercados que están implementando el servicio de venta online en su propuesta de valor, es el caso de Tottus y Lider. En el caso de Tottus, empresa perteneciente al grupo Falabella, se está ofreciendo tanto el servicio de delivery como el retiro en tienda, todo esto a través de su página web www.tottus.cl y la app Fazil, aunque este servicio solo está disponible en algunas comunas. Por otro lado, Líder, empresa de Walmart, ofrece el sistema “pickup”, el cual permite realizar compras online y retirar en puntos establecidos. Los pedidos se pueden realizar a través de la página web www.lider.cl o por la aplicación LiderApp.

2 DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

2.1 Área de trabajo

Actualmente, la estructura organizacional del gobierno corporativo de Cencosud S.A. asigna gerencias por mercado, es por esto que existe un gerente corporativo por cada país, sumado a las áreas de apoyo a la gestión. El mercado chileno es la única excepción, separando la gerencia país en tres gerencias por unidades de negocio (Memoria Anual Cencosud S.A., 2019). A continuación, en la figura 2.1 se muestra el organigrama del gobierno corporativo.

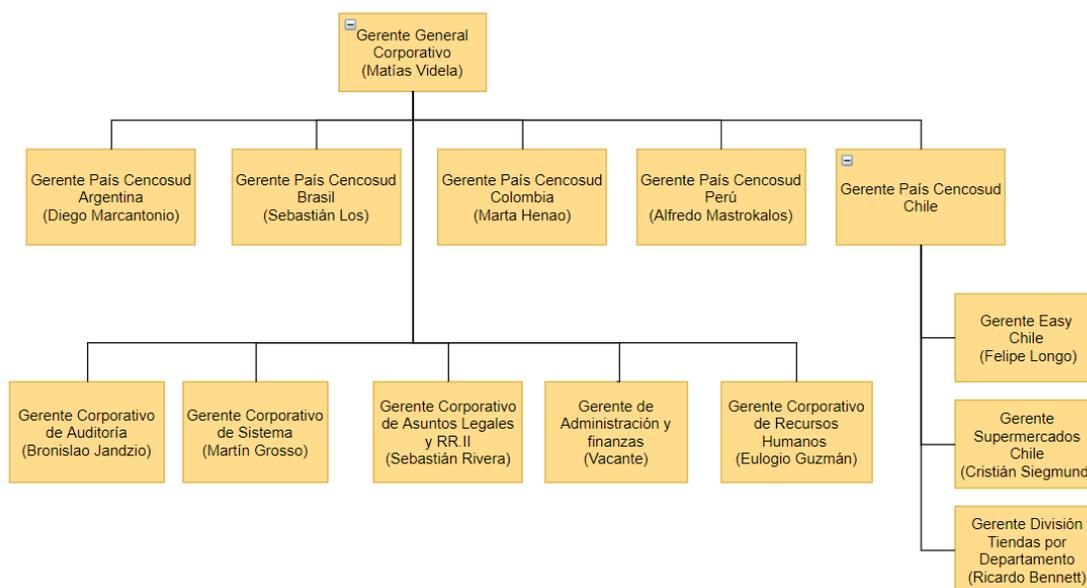


Figura 2.1 Organigrama corporativo Cencosud S.A. (Fuente: Memoria anual Cencosud 2019).

Este proyecto se enmarca en la gerencia de Advanced Analytics, más precisamente en la gerencia de Data Science, y se enfoca en la unidad de negocios de supermercado. La gerencia de Advanced Analytics, que reporta directamente a la gerencia corporativa, está liderada por Juan Eduardo González, quien tiene a cargo el área de Investigación y Desarrollo, Data Science, Front de Mejoramiento del Hogar, Front de Tiendas por Departamento y Front de Supermercado. Esta área presta soporte a todas las unidades de negocio en todos los países donde Cencosud S.A. tiene presencia. A continuación, en la figura 2.2 se presenta un organigrama operativo de la empresa y en la figura 2.3 se presenta el organigrama del área de Data Science.

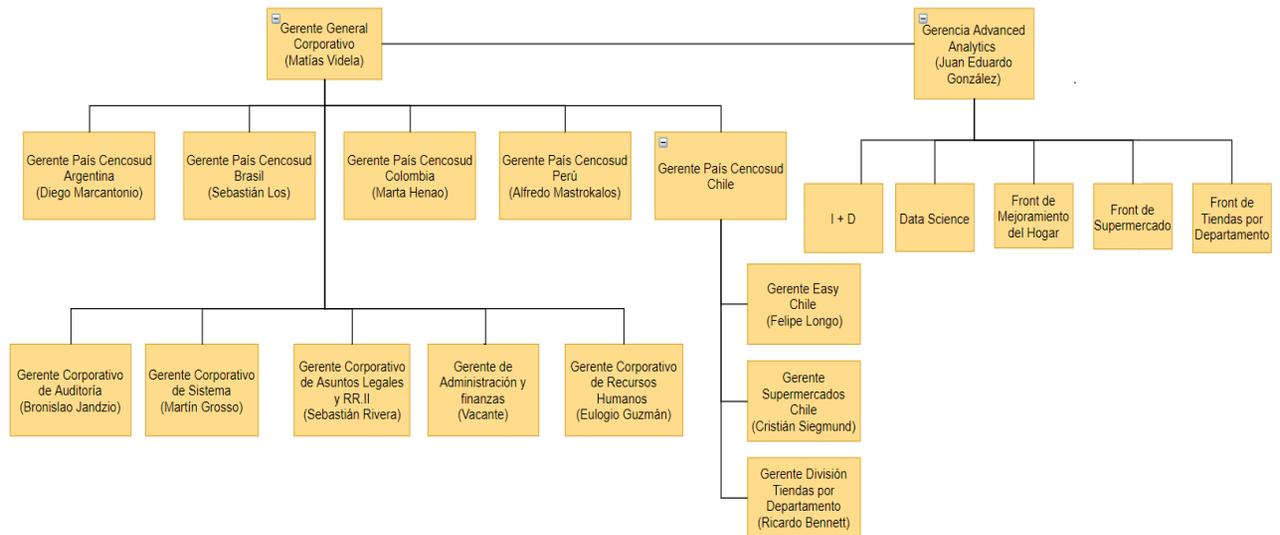


Figura 2.2 Organigrama operativo Cencosud S.A. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

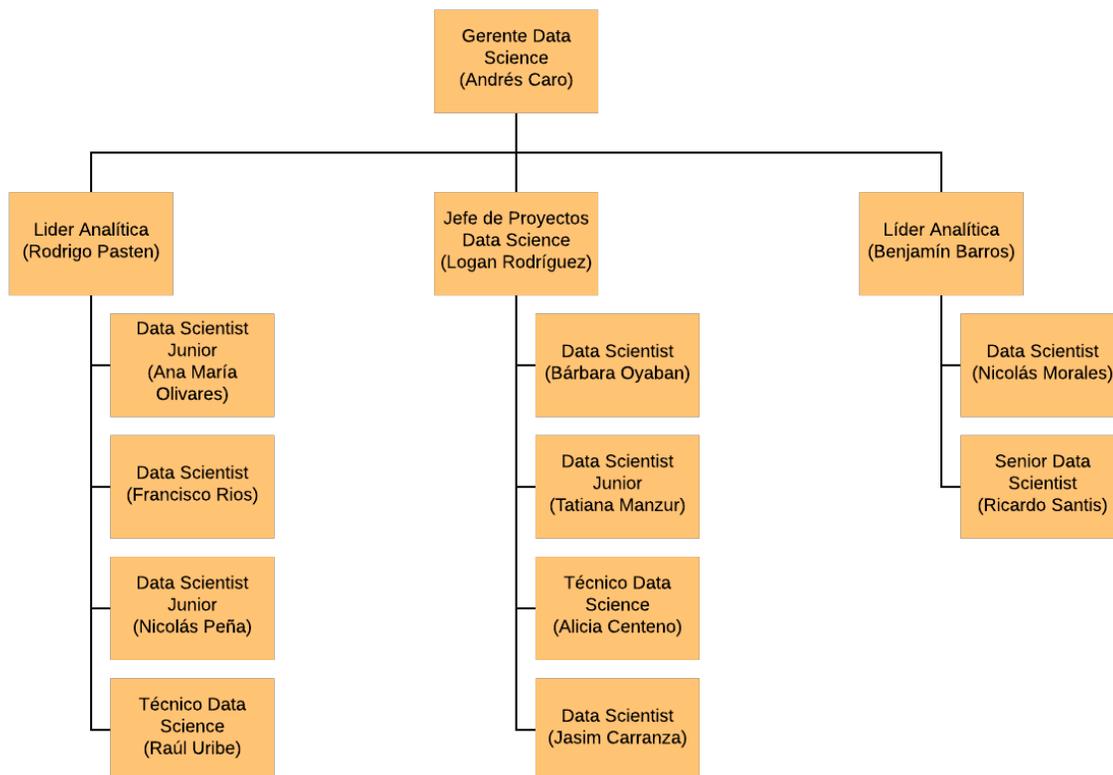


Figura 2.3 Organigrama área Data Science Cencosud S.A. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

La gerencia de Data Science tiene como función principal la búsqueda de soluciones a los problemas de la compañía utilizando herramientas de analítica avanzada. Los distintos profesionales que trabajan en el área cumplen el rol de consultores internos que apoyan a las demás áreas a utilizar la data disponible y sacarle el mayor provecho.

2.2 Justificación del problema y descripción del proyecto

Se observan dos oportunidades de mejora en el proceso de venta de productos online. Por una parte, existen ineficiencias en el actual proceso de picking de pedidos online que se generan al no tener el slotting enfocado a minimizar las distancias recorridas por los shoppers. En otras palabras, en la sala del supermercado, que es donde actualmente se realiza la recolección de productos (picking), la asignación de estos productos en las góndolas (slotting) no está enfocada en reducir las distancias recorridas por los encargados del picking de los pedidos online (shoppers), sino que, por el contrario, busca que el comprador adquiera una mayor cantidad de productos y con mayor frecuencia, para lograr una mayor rentabilidad del punto de venta y de los productos (Henríquez, 2014). Se identifica entonces la oportunidad de orientar el slotting de los productos de pedidos online al proceso de picking que llevan a cabo los shoppers y de esta manera reducir el tiempo del proceso.

Por otro lado, se observa un aumento significativo en la penetración de las ventas y la cantidad de clientes online y una disminución en la cantidad de clientes presenciales, especialmente desde principios del año 2020 (Figura 2.4 y 2.5), lo que se traduce en más shoppers dentro del supermercado con respecto al número clientes. Esto impacta directamente el contacto que tienen los clientes con los demás ocupantes de la sala, es decir, impacta lo que Bigné & Andreu denominan un factor social, lo que a su vez influye en las emociones de los clientes, y éstas en su comportamiento de compra. La molestia más relevante que tienen los clientes hacia los shoppers se produce en las secciones de frutas y verduras, embutidos a granel y pan a granel, debido a que es en ahí donde se generan filas y desordenes. En general, los clientes presenciales se sienten más incómodos con los shoppers que con los otros clientes presenciales, ya que el shopper realiza sus tareas tratando de ahorrar tiempo, lo que se traduce en menos preocupación por el orden e incluso a veces presionan a los clientes para que avancen más rápido.

Se espera que las ventas online mantengan una tendencia al alza, en un principio porque las medidas de confinamiento seguirán vigentes por tiempo indefinido, pero luego porque las personas confiarán y valorarán más este tipo de servicio.

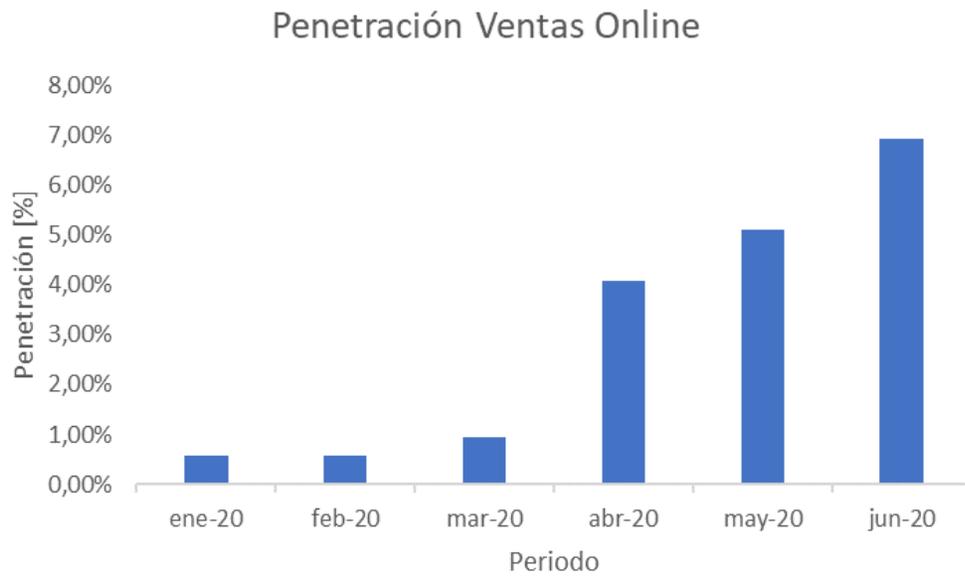


Figura 2.2 Penetración de las ventas online primer semestre 2020 en Jumbo (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

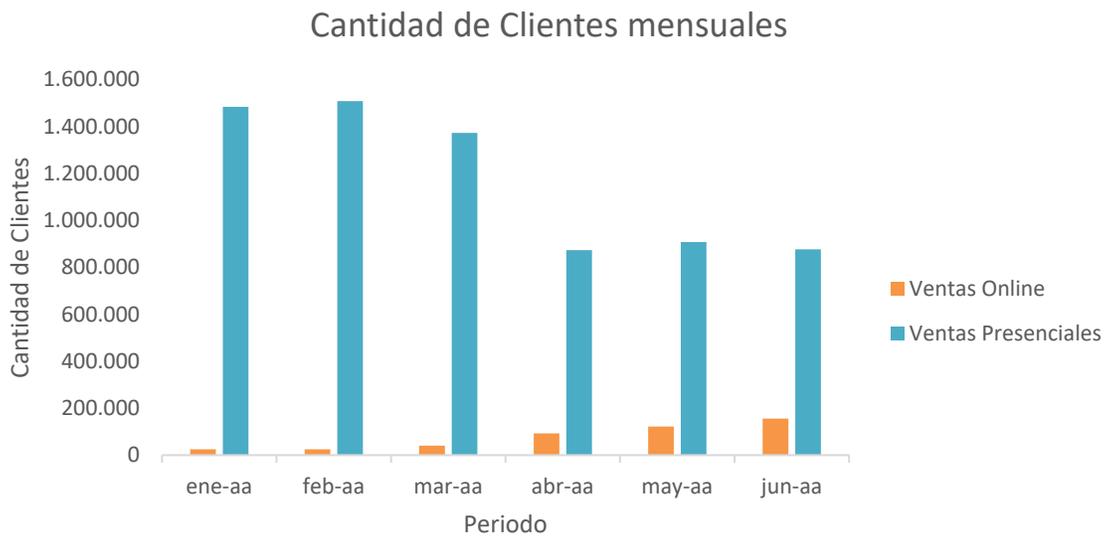


Figura 2.3 Cantidad de clientes separados por canal de venta (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Sumado a lo anterior, se identifican diferencias en el comportamiento de compra de los clientes presenciales con los clientes online, los primeros, por decisión estratégica,

escogen entre 160 mil SKU (Stock Keeping Unit) versus los 26 mil de los clientes online. El monto del ticket promedio de las ventas presenciales corresponde a un 40% de los montos del ticket promedio de las ventas online. La cantidad de productos por ticket de cada compra presencial es un 37% de la cantidad de productos por ticket de las ventas online (Tabla 2.1). Los datos sugieren que los pedidos online son de mayor tamaño.

Tabla 2.1 Monto del Ticket promedio y Unidades por Ticket de las ventas de Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

MES	CANAL	TKT_PROM	U_TKT
Enero 2020	PRESENCIAL	20.910	12
Enero 2020	WEB	73.565	46
Febrero 2020	PRESENCIAL	22.345	13
Febrero 2020	WEB	76.792	48
Marzo 2020	PRESENCIAL	31.381	19
Marzo 2020	WEB	79.398	52
Abril 2020	PRESENCIAL	43.715	24
Abril 2020	WEB	86.089	53
Mayo 2020	PRESENCIAL	42.804	23
Mayo 2020	WEB	85.529	52
Junio 2020	PRESENCIAL	41.834	22
Junio 2020	WEB	87.745	53

El proyecto de memoria busca evaluar tres aspectos de la implementación de un nuevo espacio, denominado “dark store”, que eventualmente reduce el tiempo de picking y la congestión de shoppers en el supermercado. Por una parte, se quiere medir el ahorro de tiempo del proceso de picking en la dark store versus el picking en la sala de clientes presenciales. También, se busca determinar el impacto de la elección del mix de productos de la dark store en el tiempo de picking. Y finalmente, se quiere medir el impacto del slotting en el tiempo de picking.

La dark store ocupará alrededor de 2.500 m², lo que corresponde a una ocupación de aproximadamente 25% de la superficie del supermercado, estará aislada de los clientes presenciales y será ocupada por los shoppers. Sin embargo, la zona siempre estará disponible para abrirse a los clientes presenciales cuando sea necesario, ya que al adaptar la dark store, la sala de clientes presenciales disminuye significativamente el espacio, lo que eventualmente puede provocar una saturación independiente de los shoppers. Uno de los inputs importantes de la dark store es la elección del mix de productos, es ta decisión busca minimizar las salidas de los shoppers hacia la sala de clientes presenciales durante el picking. Además, se debe asignar la ubicación de cada SKU de tal manera que se minimicen las distancias recorridas por los shoppers al momento del picking. Para pode medir el impacto de estas decisiones, se debe simular el proceso de picking en la dark store, con el objetivo de agregarle variabilidad al proceso y además tener un punto de comparación con la situación actual. La simulación en la dark store se realizará con dos mix de productos y dos slotting. Uno de los mix de productos será elegido con el criterio de mayor demanda por volumen y el otro será aleatorio. A su vez, uno de los slotting estará enfocado hacia el picking, y el otro será aleatorio. De esta manera se podrá determinar el impacto que tiene la dark store, el mix de productos y el slotting en el tiempo del proceso de picking. Con esto se busca demostrar la mejora de la experiencia en compra online con foco en los tiempos de entrega y el número de pedidos por shopper. Además, este espacio permitirá disminuir el número de shoppers circulando por la sala del supermercado, lo que impactará de forma positiva la experiencia del cliente presencial.

El ámbito del proyecto corresponde al táctico, ya que busca que la solución al problema sea de periodos de 3 meses. Este tiempo se define en base a que la reasignación de productos no implica grandes cambios ni grandes inversiones, ya que solo se deben intercambiar los productos que entran y salen dentro del grupo de mayor demanda por volumen debido a las demandas estacionales.

3 OBJETIVOS Y ALCANCE

3.1 Objetivo General:

Determinar el impacto que tiene la elección del mix de productos y el slotting en la implementación de una dark store cuyo tamaño es dado, en términos del tiempo del proceso de picking, del número de salidas de la de la dark store y de cantidad de shopper por jornada.

3.2 Objetivos Específicos

Los objetivos específicos son los siguientes:

- i. Estimar la demanda para los distintos SKU ocupando el modelo de predicción $ARIMA(p,r,q)$.
- ii. Evaluar la predicción del modelo utilizando el indicador MAPE.
- iii. Definir el inventario de productos ofrecidos por el canal online de Jumbo.
- iv. Elegir el mix de productos que estarán almacenados en la dark store, utilizando criterios de demanda por volumen.
- v. Resolver el problema del slotting utilizando la heurística de frecuencia de interacción.
- vi. Simular el proceso de picking de los productos online considerando tres escenarios:
 - a. Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
 - b. Elección del mix de productos aleatorio y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
 - c. Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting aleatorio

El proyecto de memoria consiste en entregar a la empresa una propuesta de un modelo para la elección del mix de productos y la posterior localización dentro de la dark store. Este modelo está basado en la información del Jumbo La Reina. La idea es entregar resultados de tiempos de picking teóricos luego de la simulación de situaciones, por lo que no se pretende llevar a cabo realmente lo sugerido.

La metodología de trabajo es escalable y no debiese cambiar radicalmente en el tiempo, sin embargo, cada una de las etapas es mejorable y se puede llegar a un mayor nivel de precisión en los resultados.

Para realizar el análisis de la información se utilizaron las ventas semanales del año 2019. Además, se cuenta con el tamaño y el layout de la dark store proporcionado por la organización.

Por otro lado, los resultados obtenidos al aplicar la metodología deben ser revisados por periodos trimestrales, ya que existen productos con demandas estacionales que requieren ser ingresados o retirados en distintos momentos del año. La complejidad de los cambios se puede abordar de buena manera ya que existe la tecnología para que el shopper no esté obligado a memorizar las posiciones dentro del almacén, sino que puede tener el apoyo de una aplicación móvil que le genere la ruta de recolección, lo mismo pasa con el reponedor.

Se espera que, con el entregable, la empresa pueda contar con un modelo que proporcione la información suficiente para tomar la decisión de como elegir y distribuir los productos en las nuevas bodegas de manera más rápida y oportuna controlando las variables relevantes del proceso, como lo son los productos y el slotting en la dark store.

4 MARCO CONCEPTUAL

4.1 Modelo de predicción de demanda

Los modelos de predicción de demanda buscan estimar las ventas futuras de uno o varios productos durante un periodo de tiempo determinado utilizando información histórica. Los resultados de aplicar estos modelos permiten, entre otras cosas, planificar producción, definir inventarios y/o lanzar promociones.

Existen distintos modelos de predicción de demanda, estos dependen de la cantidad y calidad de los datos con los que se cuente. A continuación, se explican el modelo que se utilizará en el proyecto.

4.1.1 ARIMA

El modelo autorregresivo integrado de media móvil o ARIMA es un modelo de predicción de series de tiempo. ARIMA es un caso particular del modelo ARMA en el cual existe una raíz unitaria. El modelo ARMA es una combinación del proceso autorregresivo AR(p) y el proceso de media móvil MA(q) y solo puede ser aplicado a series de tiempo que no muestran tendencia ni estacionalidad, es decir, series estacionarias. Como no todas las series son estacionarias, el modelo ARIMA incluye el parámetro p, el cual indica el número de diferencias que se le aplican a cada serie para que convertirla en una serie estacionaria. La diferencia de una serie de tiempo se calcula restando el valor de un periodo menos el valor del periodo anterior.

Los parámetros del modelo ARIMA(p,d,q) se definen a continuación:

- p es el número de términos autorregresivos.
- d es el número de diferencias que se aplican a la serie de tiempo para que sea estacionaria.
- q es el número de medias móviles que realiza el proceso.

El modelo de regresión lineal que se busca es el siguiente:

$$\hat{y}_t^d = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Donde:

- p, d y q son los parámetros del modelo ARIMA
- \hat{y}_t^d es el valor estimado de la serie después de aplicar las d diferencias
- δ es una constante

- y_{t-1}, y_{t-p} es el valor de la serie diferenciada en el periodo $t - 1$ y $t - p$
- $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-q}$ los residuos de los periodos $t - 1$ y $t - q$, los que constituyen el ruido blanco
- ϕ, θ los coeficientes de los procesos autorregresivos y de media móvil, respectivamente.

4.2 Evaluación de Modelos

4.2.1 Criterio de información de Akaike (AIC)

Según Martínez, Albin, Cabaleiro, Pena, Rivera, y Blanco (2009), el criterio de información de Akaike es una herramienta objetiva que permite cuantificar la idoneidad de un modelo particular en relación a un conjunto finito de modelos.

El AIC se define como:

$$AIC = -2 \log(\mathcal{L}(\hat{\theta})) + 2K$$

Donde:

- $\log(\mathcal{L}(\hat{\theta}))$ es el logaritmo de la máxima verosimilitud
- K es el número de parámetros libres del modelo estadístico

La interpretación heurística los dos términos que componen la ecuación del AIC es que el primer término es una medida de la calidad con la que el modelo se ajusta a los datos experimentales, mientras que el segundo sería una penalización que se incrementa con la complejidad del modelo, es decir, con el número de parámetros libres.

Cuando el número de parámetros (K) es muy elevado en relación con el tamaño de la muestra los resultados que proporciona el AIC pueden no ser satisfactorios. En estos casos se utiliza una aproximación de segundo orden, también llamada AIC ajustado o AIC_c:

$$AIC_c = AIC + \frac{2K(K + 1)}{n - K - 1}$$

Cuando n es muy grande con respecto a K entonces el AIC y el AIC_c son muy similares

4.2.2 Criterio de información Bayesiano (BIC)

A diferencia de los criterios de información de Akaike, el BIC se deriva dentro de un marco bayesiano como una estimación del factor de Bayes para dos modelos en competencia (Schwarz, 1978; Kass y Raftery, 1995). BIC se define como:

$$BIC = -2 \log(\mathcal{L}(\hat{\theta})) + K \log(n)$$

Superficialmente, BIC difiere de AIC solo en el segundo término, que ahora depende del tamaño de muestra n . Se seleccionan modelos que minimizan los criterios de información bayesianos. Desde una perspectiva bayesiana, BIC está diseñado para encontrar el modelo más probable dados los datos.

4.2.3 Estadístico de Durbin-Watson

El estadístico de Durbin-Watson es un estadístico de prueba que se utiliza para detectar la presencia de autocorrelación en los residuos de un análisis de la regresión.

Para el cálculo estadístico de Durbin-Watson se debe aplicar la fórmula que se presenta a continuación. Si e_t es el residuo asociado a la observación en el tiempo t , entonces el estadístico de la prueba es:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^T (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T e_t^2}$$

Donde T es el número de observaciones.

Para probar la autocorrelación positiva con nivel de significancia α , el estadístico de prueba d se compara con los valores críticos inferiores y superiores ($d_{L,\alpha}$ y $d_{U,\alpha}$):

- Si $d < d_{L,\alpha}$, existe evidencia estadística de que los términos de error están autocorrelacionados positivamente.
- Si $d > d_{U,\alpha}$, no hay evidencia estadística de que los términos de error están autocorrelacionados positivamente.
- Si $d_{L,\alpha} < d < d_{U,\alpha}$, la prueba no es concluyente.

Correlación serial positiva es la correlación en serie en la que un error positivo para una observación aumenta las posibilidades de un error positivo para otra observación.

Para probar la autocorrelación negativa con nivel de significancia α , el estadístico de prueba $(4 - d)$ se compara con los valores críticos inferior y superior ($d_{L,\alpha}$ y $d_{U,\alpha}$):

- Si $(4 - d) < d_{L,\alpha}$, existe evidencia estadística de que los términos de error están autocorrelacionados negativamente.
- Si $(4 - d) > d_{U,\alpha}$, no hay evidencia estadística de que los términos de error están autocorrelacionados negativamente.
- Si $d_{L,\alpha} < (4 - d) < d_{U,\alpha}$, la prueba no es concluyente.

Correlación serial negativa implica que un error positivo para una observación aumenta la probabilidad de un error negativo para otra observación y un error negativo para uno aumenta las posibilidades de un error positivo para otra observación.

Los valores críticos, $d_{L,\alpha}$ y $d_{U,\alpha}$, varían según el nivel de significación (α), el número de observaciones, y el número de predictores en la ecuación de regresión.

4.2.4 Test KPSS

El test KPSS (1992) de raíz unitaria asume como hipótesis nula que la serie de tiempo es estacional o con tendencia. La variable estadística utilizada en el test KPSS está basada en los residuos de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) de la serie original.

$$y_t = \psi t + r_t + \varepsilon_t$$

Donde:

- r_t es el camino aleatorio: $r_t = r_{t-1} + u_t$, u_t es i.i.d $(0, \sigma_u^2)$
- ε_t es el error estacionario

La variable estadística utilizada se define como:

$$LM = \left(\frac{\sum_t S(t)^2}{T^2} \right) * f_0$$

Donde:

- f_0 es un estimador del espectro residual al cero de frecuencia
- $S(t)$ es una función residual acumulativa $S(t) = \sum_{r=1}^t u_r$

4.2.5 Indicador de errores de predicción: MAPE

El indicador estadístico que se utiliza para evaluar modelos de predicción de demanda es el MAPE. Esta medida corresponde al Error Porcentual Absoluto Medio, es un indicador de desempeño del pronóstico de demanda que mide variaciones porcentuales que existen entre la demanda real y la demanda pronosticada.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t}}{n}$$

Donde y_t es la demanda real en el periodo t , \hat{y}_t es la demanda pronosticada en el periodo t y n es la cantidad de datos pronosticados.

4.3 Inventario de seguridad

Según Aguilar, el inventario de seguridad se puede definir como el inventario adicional que absorbe las variaciones de la demanda y del tiempo de aprovisionamiento o lead time que permiten mantener el nivel de servicio deseado por la organización. El concepto inventario de seguridad está asociado entonces a la distribución de los datos de demanda real en el tiempo y, por lo tanto, solo funciona en entornos en los que dicha demanda puede evidenciar un comportamiento de datos de tendencia central (Aguilar Santamaría, 2012).

Para el cálculo del inventario de seguridad se utiliza las siguientes fórmulas.

$$SS = Z\sigma_D \quad (1)$$

$$SS = Z\sqrt{L\sigma_D^2 + D^2S_L^2} \quad (2)$$

Donde Z corresponde a la normal tipificada, la cual dependerá del nivel de servicio que se quiera dar, σ_D es la desviación estándar de la demanda, D es la demanda promedio en el periodo de aprovisionamiento, L es el lead time o tiempo de aprovisionamiento promedio y S_L es la desviación estándar del lead time. La ecuación (2) a diferencia de la ecuación (1) incluye la variabilidad del tiempo de aprovisionamiento o lead time.

4.3.1 Nivel de servicio de un almacén

Según Frazelle (1999), el nivel de servicio de un almacén se define como la posibilidad de atender las necesidades de un pedido, desde el inventario disponible. Esto permite definir un factor de servicio asociado a una normal tipificada. A continuación, se muestra la relación entre nivel de servicio y el factor de servicio (Z).

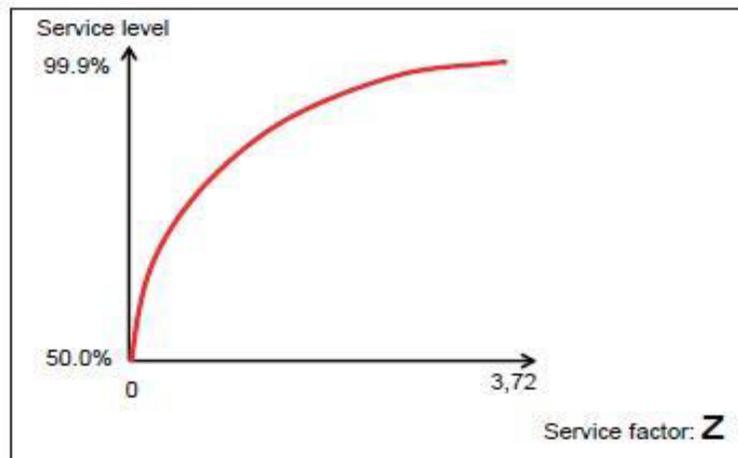


Figura 4.1 Relación entre nivel de servicio y el factor de servicio. (Fuente: Un modelo de clasificación de inventarios para incrementar el nivel de servicio al cliente y la rentabilidad de la empresa, Pedro Alejandro Aguilar Santamaría)

Lo anterior muestra que para tener un mayor nivel de servicio se debe incrementar el inventario de seguridad, lo que implica un aumento de costos.

4.4 Optimización y programación matemática

La optimización corresponde a la acción de encontrar la mejor alternativa para la resolución de un problema particular. Es muy común que se utilice la programación matemática como punto de partida para la resolución de problemas en los que se busca encontrar un óptimo. Normalmente, las variables que intervienen en un problema de toma de decisiones son de carácter cuantitativo y se buscan los valores que optimizan el objetivo (Castillo, Conejo, Pedregal García y Alguacil, 2002).

4.4.1 Modelos de programación

- i. Programación lineal, trata exclusivamente con funciones objetivos y restricciones lineales, es una parte de la optimización matemática. Para empezar el modelamiento del problema con programación lineal es necesario identificar cuatro componentes básicos: conjunto de datos, el conjunto de variables involucradas en el problema, junto con sus dominios respectivos de definición, el conjunto de restricciones lineales del problema que definen el conjunto de soluciones admisibles y la función lineal que debe ser optimizada (minimizada o maximizada).
- ii. Programación lineal entera-mixta, este tipo de programación es más específica que la programación lineal, puesto que las variables que intervienen en la función objetivo y las restricciones son enteras o incluso están más restringidas al ser variables binarias.
- iii. Programación no lineal, este tipo de programación involucra problemas en los cuales la función objetivo y las restricciones pueden no ser lineales.

4.4.2 Métodos exactos de resolución

Este tipo de métodos de resolución de problemas es capaz de encontrar soluciones óptimas globales, sin embargo, se requiere una gran capacidad computacional. Algunos ejemplos de métodos exactos de resolución son:

- Branch and Bound: Este tipo de algoritmos emplea una enumeración sistemática de posibles soluciones por medio de la búsqueda en el espacio. El conjunto de posibles soluciones se considera como la formación de un árbol ramificado. El algoritmo explora las ramas del árbol, que representan subconjuntos del conjunto de soluciones. Este método de resolución se diseñó para resolver problemas de programación entera.
- Branch and Cut: Este método consiste en la combinación de un método de plano de corte y un algoritmo de Branch and Bound. Consiste en la aplicación

del método de plano de corte a la relajación del problema, para luego resolver la relajación mediante un algoritmo clásico de Branch and Bound.

4.4.3 Heurísticas de resolución

Según Armas (2013) un método heurístico es un procedimiento para resolver un problema de optimización bien definido mediante una aproximación intuitiva, en la que la estructura del problema se utiliza de forma inteligente para obtener una buena solución.

A diferencia de los métodos exactos, las soluciones encontradas por este método son soluciones consideradas “buenas”, pero no necesariamente las óptimas. Sin embargo, la ventaja de este tipo de método es el tiempo invertido en la búsqueda de la solución. Además, generalmente se utilizan heurísticas de solución cuando no se conoce ningún método exacto de resolución, cuando los costos computacionales de la resolución exacta son muy altos o cuando modelar el problema es muy complejo. Algunas de las categorías donde ubicar las heurísticas son:

- Métodos de descomposición: El problema original, se descompone en problemas más sencillos de resolver, teniendo en cuenta que se está tratando el mismo problema.
- Métodos inductivos: Se generalizan, en versiones más pequeñas o más sencillas, las propiedades o técnicas para luego aplicarlas al caso completo
- Métodos de reducción: Consiste en identificar propiedades que se cumplen mayoritariamente con las buenas soluciones e introducirlas como restricciones del problema. DE esta forma se restringe el espacio de soluciones, sin embargo, se corre el riesgo de dejar fuera algunas soluciones óptimas.
- Métodos constructivos: Consiste en construir paso a paso una solución del problema. Usualmente son métodos deterministas y suelen estar basados en la mejor elección de cada iteración.
- Métodos de búsqueda local: Este método comienza con una solución al problema y la mejoran progresivamente. El método termina cuando no se encuentra ninguna solución accesible que mejore la función objetivo.

4.4.4 Metaheurísticas de resolución

El término metaheurístico hace referencia a heurísticas de nivel más alto, cuyo uso es genérico. Algunos de los tipos fundamentales son las metaheurísticas de relajación, metaheurísticas constructivas, metaheurísticas de búsqueda y metaheurísticas evolutivas.

A continuación, se muestran algunos de los métodos metaheurísticos más comunes:

- Algoritmo genético: Según Pascual (2019) este método se utiliza para resolver problemas de optimización tanto restringidos como no restringidos que se basa en la selección natural. El algoritmo hace repetidas modificaciones en una población de soluciones individuales. En cada paso, el algoritmo selecciona de forma aleatoria a los individuos de la población actual, para que sean “padres” y puedan tener “hijos”, los que son parte de la nueva generación. A medida que se realizan más iteraciones la población evoluciona hacia el óptimo.
- Algoritmo de la búsqueda tabú: Este método de resolución se basa en los principios fundamentales de la inteligencia artificial (Pascual, 2019). Es una metodología iterativa, partiendo de una solución inicial factible, se explora una estructura de vecindario. A medida que se explora el vecindario, se obtienen soluciones que mejoran la función objetivo y se evita quedar atrapado en un óptimo local. La mejor solución en cada iteración queda almacenada en una lista tabú y se considera un movimiento. La aplicación de estos movimientos está prohibida para un número determinado de iteraciones con el fin de evitar ciclismos y diversificar la búsqueda.
- Algoritmo de las colonias de hormigas: Este método se basa en el comportamiento natural de las hormigas cuando buscan comida, encontrando el camino más corto. Según Shekhawat, Poddar y Boswal (2009) El algoritmo consiste en lo siguiente:
 - Las hormigas se desplazan desde el hormiguero a la fuente de alimento.
 - Las hormigas son ciegas.
 - El camino más corto se descubre a través del rastro de feromonas.
 - Cada hormiga se mueve de manera aleatoria.
 - En el camino se va dejando un rastro de feromona.
 - Más feromonas en el camino aumenta la probabilidad de que se siga el mismo.

4.5 Order Picking

La preparación de pedidos u “order picking” es la actividad a través de la cual se obtienen una pequeña cantidad de mercancías de un sistema de almacenamiento para satisfacer una serie de pedidos de clientes independientes. Esta actividad es muy

importante en la gestión de la cadena de suministro, ya que es una labor que requiere mucha mano de obra en los sistemas manuales, y es una operación que requiere mucho capital en los sistemas automatizados (Goetschalckx & Ashayeri, 1989). Además, según Dallari, Marchet y Melacini (2009), el picking impacta profundamente en los costos logísticos y en el nivel de servicio que se le proporciona al cliente, debido principalmente a las ineficiencias de una mala planificación de los recorridos y a los posibles errores que puede cometer el “picker”. El diseño del sistema de preparación de pedidos es una tarea muy compleja ya que depende de factores muy sensibles, como lo son el producto, las órdenes de los clientes, los tipos de áreas funcionales, las combinaciones de tipos de equipamiento requeridos y las políticas operacionales de cada área funcional.

Según Dallari, Marchet y Melacini (2009) los sistemas de preparación de pedidos o order picking system (OPS) se clasifican en cinco grupos:

- Sistema Picker to parts
- Sistema Pick to box
- Sistema Pick and sort
- Sistema Parts to picker
- Sistema Completely automated picking (e.g. robots or dispensators)

4.5.1 Sistema Picker to parts

En este sistema el picker camina o conduce por los pasillos del almacén recogiendo productos, completando una o más ordenes simultáneamente dependiendo de la política de picking definida. Existen dos tipos de sistemas picker to parts: preparación de pedidos de bajo y alto nivel. En el sistema de bajo nivel los artículos se recogen directamente del área de almacenamiento, la cual se encuentra a una altura que permite alcanzar el artículo manualmente, mientras que el sistema de alto nivel los artículos son recogidos de estantes de almacenamiento en altura, por lo que se utilizan camiones de picking.

Para poder optimizar el proceso en este tipo de sistemas, es posible hacerlo mediante algoritmos de enrutamiento, políticas de asignación de artículos, entre otros. Por lo que la productividad depende fuertemente de los controladores de optimización.

4.5.2 Sistema Pick to box

El sistema “pick-to-box” (también conocido como sistema “pick-and-pass”) divide el área de picking en zonas, cada una de ellas asignada a uno o más pickers. Todas las zonas de picking están conectadas por un transportador sobre el que se colocan las cajas

recolectadas, correspondiendo cada una de ellas, parcial o totalmente, a un pedido de un cliente. Los pedidos de los clientes se seleccionan secuencialmente zona por zona.

Las ventajas resultantes de separar el área de avance en múltiples zonas de recolección radican principalmente en la reducción del tiempo total de viaje del recolector. Los costos y la complejidad de estos sistemas de picking están relacionados con el equilibrio de la carga de trabajo entre las múltiples zonas de picking. Esta solución parece ser preferible en caso de un gran número de artículos de tamaño pequeño, flujos de tamaño mediano y tamaños de pedido pequeños. De hecho, un aumento del tamaño del pedido podría determinar una creciente complejidad en la gestión del mayor número de cajas que circulan por el almacén.

4.5.3 Sistema Pick and sort

Los operadores en el área de picking recuperan la cantidad de cada artículo que resulta del procesamiento por lotes de varios pedidos y lo colocan en un transportador recolector que conecta el área de avance con el área de clasificación. El transportador opera en un circuito cerrado con mecanismos de desvío automático y carriles de acumulación (por ejemplo, un transportador de clasificación de bandeja inclinable o de banda cruzada). Luego, un sistema computarizado determina la bahía de destino para cada artículo; cada bahía de destino se refiere a un pedido de cliente. Un sistema de "pick and sort" normalmente funciona con oleadas de selección, en las que todos los pedidos de una oleada de selección se clasifican por completo antes de lanzar la siguiente oleada de selección. Como consecuencia, dentro de este sistema de picking, el tamaño del lote es constantemente alto (es decir, al menos 20 pedidos de clientes por ola de picking). El transportador recolector suele estar cerca de los pasillos del área delantera para que cada recolector pueda operar en una pequeña parte del área delantera.

En cuanto a la actividad de picking, la productividad es superior a la que se suele medir en el sistema "picker-to-parts", ya que las ubicaciones de picking se visitan con menor frecuencia, lo que reduce el tiempo de viaje de los recolectores. Esta reducción es mayor en la medida en que los recolectores operan en una pequeña parte del área delantera. Al diseñar un sistema de "pick and sort", se debe prestar mucha atención a las compensaciones entre la selección y eficiencias de empaque. Además, se debe sopesar cuidadosamente el mayor compromiso entre los costos de capital involucrados con la implementación de un clasificador automático y el ahorro de mano de obra que generará. Esta solución parece ser preferible en caso de una gran superposición de líneas de pedido, una gran salida y ausencia de productos quebradizos.

4.5.4 Sistema Parts to picker

En el sistema "parts-to-picker", un dispositivo automático lleva cargas unitarias desde el área de almacenamiento a las estaciones de picking (también llamadas bahías de picking), donde los recolectores seleccionan la cantidad requerida de cada artículo. Posteriormente, las cargas unitarias, si no están vacías, se devuelven al área de

almacenamiento. Los posibles tipos de equipos para el área de almacenamiento son: carruseles, módulos de elevación vertical modulares, mini cargas y sistemas de almacenamiento y recuperación automatizados. La ventaja de este sistema se deriva de la reducción del costo de picking en términos de horas de trabajo y espacio requerido. Sin embargo, este sistema presenta un alto riesgo de crear cuellos de botella en la alimentación de las bahías de picking, reduciendo la utilización del recolector y luego la productividad de picking. Este sistema de picking parece ser preferible en caso de una gran cantidad de artículos y una pequeña salida.

4.5.5 Sistema de picking completamente automatizado

Los sistemas de picking completamente automatizados pueden ser ajustados a cualquier tipo de sistema descrito anteriormente, pero en cada una de las etapas se utilizan robots o algún tipo de maquinaria automatizada. A continuación, se muestra un cuadro de la clasificación de los sistemas de picking.

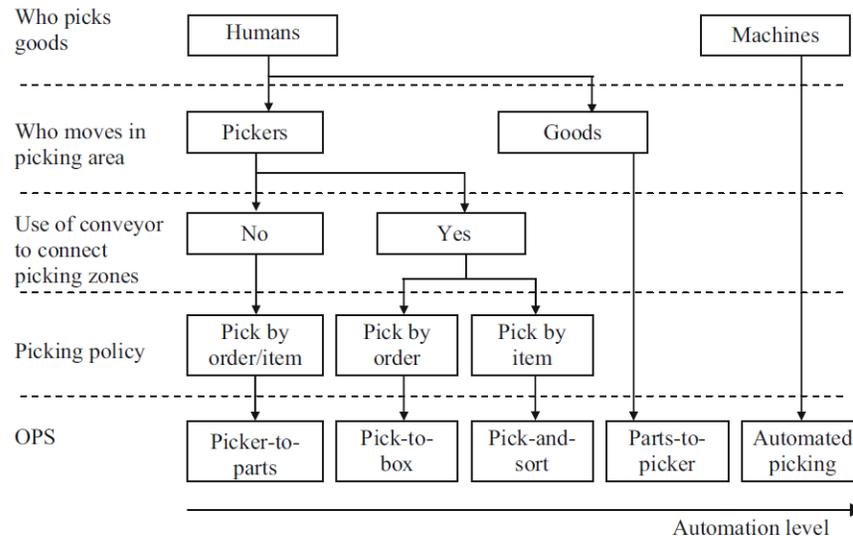


Figura 4.2 Clasificación de los sistemas de picking. (Fuente: Design of order picking system, Dallari, F., Marchet, G., & Melacini, M, 2009)

4.6 Slotting

El slotting se refiere a la forma de ubicar los productos estratégicamente dentro los almacenes o centros de distribución, es muy común que la localización de productos se realice de manera que se optimice el picking, debido al papel que desempeña esta tarea en la gestión de almacenes.

Según Viera (2014) y Hernández (2017) algunos de los factores que se deben considerar en la estrategia del slotting son:

- Rotación de productos, se debe considerar que los productos con mayor rotación deben estar más al alcance, ya que de esta forma se reducen los tiempos de viaje.

- Maximización del espacio disponible, la localización de los productos en los almacenes debe garantizar el óptimo uso de los espacios disponibles para el almacenamiento
- Costos de manipulación, el slotting debe reducir la manipulación de los productos.
- Recorrido del picker, la distribución de los productos debe reducir al mínimo los desplazamientos de los encargados del picking.
- Estacionalidad, para realizar la localización se debe considerar que cuando un producto tiene fechas con mayor demanda, hay que facilitar el acceso para realizar el picking.
- Productos con características especiales, es importante tener en cuenta que algunos productos requieren un tratamiento especial ya sea un almacenamiento bajo condiciones de frío, seguridad especial y/o manipulación delicada, por lo que se debe reservar el espacio que cumpla con las condiciones técnicas de almacenaje.
- Compatibilidad/complementariedad, hay que tomar en cuenta, al momento de realizar el slotting, que algunos productos tienen ciertas características que los relacionan, como, por ejemplo, que dos productos pueden ser requeridos muchas veces, por distintos clientes, en varios pedidos, en forma conjunta, por lo que sería razonable dejarlos cerca. De esta forma se aumenta la eficiencia en el picking.

Es importante realizar modificaciones en el slotting cuando exista variación de algunas variables importantes para el negocio, por lo que debe hacerse un seguimiento de los cambios en los volúmenes de venta, los productos estacionarios, las promociones y planes de marketing, la presentación de los productos, los cambios en los requerimientos de los clientes y los cambios en la distribución del almacén.

4.6.1 Clasificación ABC

El análisis de clasificación ABC es un sistema frecuentemente utilizado para el diseño de la distribución óptima de inventarios, esta metodología es usada con frecuencia en el sector logístico, tiendas y almacenes (Hernández, 2017). Este análisis está basado en la ley de Pareto, la cual dice que el 80% de las riquezas de una sociedad estaba en manos del 20% de la población.

Al análisis ABC consiste en generar una clasificación, en orden decreciente, de una serie de artículos según su volumen anual de ventas u otro criterio (Cos, 1998). Generalmente se clasifica en 3 categorías de productos, apoyándose en el principio

según el cual, los productos tienen una distribución similar a la propuesta por Pareto con las rentas de los individuos. El grupo A generalmente representa el 20% de los artículos con los que se obtiene el 80% de las ventas. El segundo grupo, B, suele contener el 30% de los artículos y suele representar el 15% de las ventas. El grupo C suele contener el 50% de los artículos y solo suele representar el 5% de las ventas (Cos, 1998).

Según Inza (2006) para poder realizar la clasificación ABC se deben seguir los siguientes pasos:

Ordenar todas las referencias de mayor a menor en función del criterio seleccionado.

- i. Atendiendo al criterio seleccionado para la selección ABC, calcular el porcentaje de cada referencia sobre la suma total.
- ii. Calcular los acumulados de los porcentajes calculados en el paso anterior.
- iii. Establecer la clasificación ABC.

Cos (1998) propone sectorizar el almacén teniendo en cuenta la facilidad de acceso, como se muestra a continuación:

- Zona de productos A: Aquí se mantienen los productos de más alta rotación, por lo que esta zona debiese ser de fácil acceso y la más cercana a la zona de preparación de pedidos.
- Zona de productos B: Es donde se ubican los productos con mediana rotación, pero con un volumen mayor, generalmente ocupan el 30-50% del volumen del pedido, por lo que debe ser una zona con una buena accesibilidad, para facilitar la extracción de productos.
- Zona de productos C: Esta zona es la que ocupa una mayor cantidad de espacio dentro del almacén, pero los productos que almacena son de baja rotación.

4.6.2 Política de almacenamiento Cube-per-Order-Index (COI)

Esta política de asignación se aplica a menudo en los almacenes debido a su viabilidad y asume que en cada orden de pedido solo hay un producto. La heurística es la siguiente:

- Primero, se miden las distancias entre el depósito donde se arma el pedido para el cliente (caja) y las ubicaciones de picking teniendo en cuenta la estructura del pasillo del área.
- Luego, se determinan las frecuencias de pedido de todos los productos y se ordenan en orden decreciente.

- Las distancias desde el punto de entrada y salida del depósito a cada ubicación de picking se ordenan en orden creciente.
- El producto con la frecuencia de orden más alta se coloca en una ubicación adecuada (por ejemplo, el tamaño correcto del compartimento) más cercano al punto de entrada y salida del depósito. Este proceso continúa hasta que todos los productos se asignan a las ubicaciones disponibles.

4.6.3 Heurística de frecuencia de interacción

Esta heurística (Mantel, Schuur y Heragu, 2007) se ocupa de la estructura del orden explorando las frecuencias de interacción entre pares de productos. La frecuencia de interacción entre el producto i y j denota la frecuencia con la que estos productos ocurren en un pedido. Para esto se definen 2 parámetros:

f_{i0} = popularidad, el número de pedidos que requieren producto i .

f_{ij} = frecuencia de interacción, el número de pedidos que requieren tanto el producto i como el j .

La heurística consta de los siguientes pasos:

- Determinar el orden de la popularidad f_{i0} y las frecuencias de interacción f_{ij} de todos los productos. Las popularidades F_{i0} se registran en una matriz $1 \times I$. Las frecuencias de interacción F_{ij} se almacenan en una matriz $I \times I$ simétrica.
- Determinar las distancias específicas del enrutamiento (teniendo en cuenta las suposiciones relativas a las políticas de enrutamiento) entre dos ubicaciones de picking cualesquiera d_{ij}^r (incluido el punto de entrada y salida del depósito donde se arma el pedido d_{i0}^r) y almacenar estos valores en una matriz de distancias D
- Determinar la ubicación de todos los productos utilizando la política de asignación de almacenamiento Cube-per-Order-Index. Llame a estas ubicaciones provisionales ubicaciones COI.
- Comprobar qué productos nunca se piden junto con otros productos (por ejemplo, los individuales) es decir, comprobar qué productos tienen una frecuencia de interacción muy baja con todos los productos. Asignar estos productos a su ubicación COI.
- Ordenar las frecuencias de interacción no negativas (> 0) en orden decreciente.

- Escoger en orden los f_{ij} . Si los productos i y j ya han sido asignados, procese la siguiente frecuencia de interacción. De lo contrario, pueden ocurrir dos situaciones:
 - Los productos i y j no se han asignado:
 - Crear para el producto i un conjunto A_i y para el producto j un conjunto A_j con las ubicaciones permitidas. Agregue la ubicación obtenida por la política de asignación COI del producto i al conjunto A_i y la ubicación obtenida por la política de asignación COI del producto j al conjunto A_j . Comprobar las distancias desde la ubicación asignada por la política COI hasta el punto de entrada y salida del depósito para ambos productos (d_{i0} y d_{j0}). Considerar para el conjunto A_i , dado un cierto factor β (> 0 y $\ll 1$), una ubicación libre x para la que se mantiene que $(1 - \beta)d_{i0}^r \leq d_{x0}^r \leq (1 + \beta)d_{i0}^r$ es agregada al conjunto A_i . Naturalmente, solo se consideran las ubicaciones con tamaños de compartimentos adecuados. Una vez que el conjunto A_i se ha llenado con las ubicaciones permitidas, se ejecuta el mismo procedimiento para el conjunto A_j . Luego, elegimos las ubicaciones del producto i y j de los conjuntos A_i y A_j de manera que d_{ij}^r sea mínima.
 - Se ha asignado el producto i o el producto j . Aplicamos el mismo procedimiento que en a., Pero ahora la ubicación de un producto ya está fija. Por lo tanto, es necesario crear un conjunto de ubicaciones permitidas para un solo producto. Si no se puede encontrar una ubicación adecuada, procese la siguiente frecuencia de interacción.
- Después de procesar todos los f_{ij} , algunos productos podrían permanecer sin asignar, porque sus ubicaciones permitidas ya están ocupadas por otros productos. Las frecuencias de pedidos de productos no asignados se clasifican en orden decreciente y se determinan las ubicaciones libres.

4.7 Dark stores

Una dark store o tienda oscura es un tipo de tienda sin vendedores, una media entre un almacén y un supermercado. Los estantes están distribuidos de forma similar a un supermercado, sin embargo, los encargados de realizar el picking son personas contratadas por la empresa, los cuales se apoyan de tecnología para recopilar los pedidos de forma más eficiente (vc.ru, 2020).

Según Oleksandra Shaleva (2020) las dark stores solo sirven para las ventas realizadas a través de internet en el formato de centro de distribución, el espacio está completamente cerrado para los clientes. Los clientes realizan las órdenes a través de cualquier canal de comunicación remoto, ya sea una tienda en línea, centros de llamadas, chatbot o aplicación móvil y paga por él. Este formato de tienda está siendo desarrollado por grandes cadenas de consumo en Europa (Francia, Gran Bretaña), Estados Unidos, en sus cadenas Walmart, Albertsons, Stop & Shop, Meijer y Hy-Vee, y también en Rusia, en la cadena de supermercados Perekrestok.

Shaleva (2020) asegura que las dark stores no se deben comparar con los centros de distribución tradicionales, puesto que los últimos se encuentran fuera de la ciudad, por lo que el envío dura mucho tiempo. Por otro lado, las tiendas oscuras suelen estar en los centros de las ciudades, en áreas residenciales y su espacio total es igual al espacio de un supermercado regular, lo que facilita recopilar y enviar mercancías reduciendo costos en transporte. Además, estas tiendas sin clientes proporcionan un ambiente propicio para mantener la temperatura necesaria para el almacenamiento de varias categorías de productos. Otra ventaja de las dark stores es que, en caso de ser necesario, se puede abrir la tienda (total o parcialmente) para los clientes presenciales en cualquier momento. Además, gracias a la tecnología moderna se ha aumentado la eficiencia de la recolección de pedidos y el envío.

Shaleva (2020) además propone que las tiendas oscuras necesitan una infraestructura digital que les permita funcionar de manera eficiente. Se propone el uso de los sistemas CMS (Content Management System), ERP (Enterprise Resource Planning), CRM (Customer Relationship Management), los WMS-systems (Warehouse Management System) y en algunas ocasiones se utiliza la tecnología de control de voz Pick-by-Voice. Estos sistemas permiten mantener la cuenta de los bienes restantes, integrar los servicios de entrega y la verificación de las existencias en línea, ingresar nuevos procesos y refinar las operaciones del centro de llamadas, refinar algoritmos para la entrega propia y el desarrollo de algoritmos de recolección automática, gestión y optimización tecnológica de los procesos de almacenamiento y transmitir instrucciones de voz paso a paso al empleado.

Además, en los formatos de dark stores que evalúa Shaleva (2020) el empaquetador no revisa varias hojas de picking al mismo tiempo, por lo que la atención se centra en las tareas, lo que reduce significativamente el número de errores y acelera el proceso de procesamiento de pedidos (la precisión de selección aumenta al 99,98% y la productividad del almacén aumenta en un 10-35%).

4.8 Simulación

La simulación según Herrera y Becerra (2014) es una herramienta que permite representar, analizar y comprender un sistema o proceso en el mundo real valiéndose de la imitación del mismo en una computadora a través de un software en el que se realizan pruebas o experimentos a distintos escenarios del sistema con el fin de analizar los resultados arrojados y obtener así conclusiones de tal manera que sirva como apoyo para la toma de decisiones en el sistema real. Los mismos autores proponen que la simulación de procesos tiene 10 etapas, las que se presentan a continuación.

- i. Definición del sistema: Aquí se pretende ilustrar de la manera más completa posible el sistema en el cual se va a trabajar. Es necesario entender bien el funcionamiento de las condiciones reales, sus elementos, relaciones y metas. En esta etapa se debe definir lo siguiente:
 - a. Objetivos de la simulación, lo que incluye recursos requeridos y definir el alcance que va a tener la simulación, es decir, establecer si la simulación será llevada a cabo a todo el sistema o solo a parte del proceso.
 - b. Variables de interés, son los elementos que definen el comportamiento del sistema y que son relevantes para el funcionamiento. Existen 3 tipos de variables: De decisión, son las que describen el estado del sistema en cualquier instante y definen su comportamiento; de respuesta, son las variables que se intentan predecir a partir del modelo; y exógenas, afectan el comportamiento del sistema y no son afectadas por el modelo.
 - c. Medidas de desempeño, hacen referencia a las variables que miden el comportamiento del sistema evaluando el modelo.
- ii. Plan general del proyecto: Se debe generar un plan general que contemple los siguientes aspectos:
 - a. Programas para utilizar en el desarrollo de la simulación.
 - b. Número de personas involucradas en el proceso de simulación.
 - c. Costo del proceso, en relación al costo de los analistas e inversión en herramientas informáticas.
 - d. Tiempo de cada una de las fases del proceso de simulación.
 - e. Resultados esperados al final de cada etapa.
- iii. Recolección de datos: Consiste en la obtención de los datos referentes a las variables definidas en la etapa 1. Esta etapa contempla:
 - a. Longitud de corrida, es decir, el tiempo del ciclo productivo (subdivisión del horizonte de planeación), determinar la cantidad de ciclos productivos de la longitud de corrida, definir si la corrida se hará por un pedido o cantidad específica de productos requerida.

- b. Definir fuentes de información
 - c. Tiempo de inicio de la etapa
 - d. Qué hacer cuando no se tienen datos; evaluar si es necesario solicitar datos de ingeniería, como información proporcionada por los proveedores de un producto, entre otros; opiniones de expertos, pueden permitir identificar situaciones, como tiempos de fallo, tiempos optimistas o pesimistas de un proceso, entre otros; la naturaleza del proceso, como asignar distribuciones de probabilidad a procesos conocidos.
- iv. Análisis de entrada: En esta etapa se estudian los datos recolectados referentes a las variables definidas previamente con el fin de establecer su comportamiento estadístico y que serán introducidos en el software de simulación de manera que se pueda asegurar que los parámetros de la simulación funcionan de manera correcta de acuerdo al comportamiento original del sistema. Esta etapa contempla:
- a. Análisis estadísticos a realizar, determinar el tratamiento que se le da a las variables involucradas; Prueba de independencia, esta prueba busca establecer la relación que existe entre el ordenamiento de una secuencia de números aleatorios, de acuerdo al tiempo de generación; prueba de homogeneidad, esta prueba permite establecer si dos muestras aleatorias provienen de una misma población; prueba de bondad de ajuste, busca probar de manera estadística que la distribución de la frecuencia observada se ajusta con alguna distribución teórica conocida; análisis de regresión, hace referencia a la “cantidad e cambio” que experimenta una variable dependiente en relación a una variable independiente, además estudia la relación entre dos variables dependientes.
 - b. Uso de programas o software estadísticos a utilizar.
- v. Construcción del modelo: En este paso se debe elaborar el modelo del sistema lo más cercano a la realidad, empleando la sintaxis específica del software que se esté utilizando, teniendo en cuenta la lógica secuencial del proceso real.
- a. Clasificación del modelo de acuerdo a su momento de finalización; Modelo de categoría terminal, el modelo tiene un momento de partida y de finalización, estos momentos deben ser previstos por el diseñador del proceso; modelos de categoría no terminal o de estado estable, este tipo de simulación no asume un momento de termino.
 - b. Conocimiento del sistema a modelar
 - c. Lenguaje de simulación
 - d. Componentes del sistema a modelar; Elementos estáticos, hacen referencia a las ubicaciones, representan lugares fijos en el sistema; elementos dinámicos, generalmente llamados entidades, hacen referencia

a cualquier cosa que el modelo pueda procesar; los arribos o llegadas, es el mecanismo para definir como las entidades llegan al sistema, ya sea individualmente o en lotes; la secuencia lógica, normalmente nombrada procesamiento.

- vi. Validación: En esta etapa se busca realizar pruebas experimentales para cortejar si el modelo es una representación fidedigna o semejante a la del sistema real. Herrera y Becerra recomiendan las siguientes formas de validación.
 - a. Opinión del experto en el sistema.
 - b. Opinión de expertos en simulación.
 - c. Evaluación estadística con un determinado nivel de error.
 - d. Exactitud en la predicción futura.
 - e. Usar lo que hace fallar el sistema real.
 - f. Análisis de sensibilidad.
 - g. Test de validación, se puede elegir entre 4 test; Test de continuidad, los pequeños cambios en los parámetros de insumo deben provocar pequeños cambios en los resultados de la simulación; test de consistencia, corridas similares deben presentar resultados similares; Degeneración, cuando ciertos detalles sean removidos del sistema, los resultados deben reflejar esa remoción; condiciones absurdas, verificar los aspectos básicos, ejemplo, tiempos negativos.
- vii. Experimentación: Busca experimentar o evaluar diversos comportamientos o escenarios del sistema, realizando un análisis de sensibilidad. Esta etapa contempla:
 - a. Plan de experimentación, aquí se debe tener en cuenta si se deben realizar cambios en los parámetros o comportamiento de las variables, adición o reducción de variables o elementos constitutivos del sistema o modificaciones en la lógica de funcionamiento del sistema
 - b. Ajustes del modelo.
- viii. Interpretación de resultados: Se deben aclarar los resultados obtenidos, teniendo en cuenta los siguientes aspectos:
 - a. Resultados de experimentos.
 - b. Observaciones hechas en el proceso.
 - c. Toma de decisiones.
 - d. Conclusiones y recomendaciones del proceso.
- ix. Toma de decisiones: En esta etapa la gerencia toma decisiones con respecto a los resultados de la simulación, se debe tener en cuenta:

- a. Los costos de las mejoras sugeridas.
 - b. El tiempo que demorarán los cambios.
 - c. El tiempo estimado del retorno de la inversión
- x. Monitoreo y control: Según (Garcia Dunna & Azarang Esfandiari, 1996) “es necesario realizar un monitoreo al sistema y controlarlo puesto que los sistemas son dinámicos y es posible que con el transcurso del tiempo sea necesario modificar el modelo de simulación, ante los nuevos cambios del sistema real, con el fin de llevar a cabo actualizaciones periódicas que permitan que el modelo siga siendo una representación del sistema”

5 METODOLOGÍA

5.1 Análisis de la situación actual

Con un análisis de la situación actual se busca establecer en que condición se encuentra la organización, con el fin de encontrar oportunidades de mejora y establecer un punto con el cual comparar los resultados del proyecto. En esta etapa se describe como se realiza el proceso de compra online, se describe la sala del supermercado y se busca establecer cómo se están llevando a cabo los procesos de slotting y picking en el canal de venta online de Jumbo previo a la implementación de la dark store.

5.1.1 Descripción del proceso de compra online

El análisis de la situación actual comienza con la descripción del proceso de compra online, en esta etapa se describe lo más detalladamente posible desde el punto de vista del cliente y desde el punto de vista del picker.

5.1.2 Descripción de la sala de clientes presenciales

Como el proceso de picking previo a la implementación de la dark store se realiza en la sala de clientes presenciales, es importante tener una descripción del supermercado en términos de su tamaño, distribución de productos y distribución de clientes por horario y/o día de la semana.

5.1.3 Slotting en la sala de clientes presenciales

En esta etapa se describen las condiciones en las cuales se desarrolla el proceso de slotting previo a la implementación de la dark store y se muestran los criterios y objetivos que tiene la organización para llevar a cabo este proceso.

5.1.4 Picking en la sala de clientes presenciales

En esta etapa se realiza un análisis del proceso de picking en la sala de clientes presenciales. El objetivo es mostrar cuáles son los tiempos que demoran los shopper en realizar el proceso de picking para tener un punto de comparación una vez se implemente el proyecto. Además, se busca determinar cuáles son las variables que más impactan el tiempo del picking.

5.2 Elección de los SKU incluidos en la dark store

Lo primero que debo conocer para poder elegir los SKU es la capacidad que tiene el almacén. Luego, se deben estimar las demandas de cada uno de los SKU, los inventarios para cumplir con esa demanda y los volúmenes para almacenar el inventario. El proceso de elección de SKU será llevado a cabo según el criterio de mayor demanda por volumen, por lo que, una vez establecidas las capacidades, las demandas y los inventarios, se escogen los SKU según ese criterio hasta completar la capacidad de la dark store. A continuación, se muestran las etapas del proceso.

5.2.1 Almacenamiento de la dark store

En esta etapa se presenta la capacidad de almacenamiento de la dark store a través de un layout que toma en cuenta los requerimientos mínimos para un buen almacenamiento, esto implica proporcionar el entorno para desarrollar las tareas de mantenimiento de forma rápida y eficiente, disminuir los puntos de congestión, y permitir que la recolección de productos se realice con la mayor eficacia posible. Las zonas incluidas son:

- Zonas de carga y descarga
- Zona de recepción
- Zona de almacenaje
- Zona de preparación de pedidos
- Zona de despacho.

El layout también incluye el detalle de la zona de almacenamiento, muestra la asignación de pasillos y los tipos de muebles. Finalmente, se muestra de manera explícita la capacidad de almacenamiento del almacén del canal online.

5.2.2 Proyección de demanda

Lo primero que se debe hacer en el proceso de elección de SKU es determinar la demanda futura de los productos ofrecidos por Jumbo en el periodo de alcance del proyecto, para lograrlo, se siguen los siguientes pasos.

5.2.2.1 Análisis exploratorio

Aquí se realiza una exploración de los datos para identificar la información relevante. Además, se evalúa la calidad de estos, tratando outliers y datos faltantes o incompletos de la data.

5.2.2.2 Implementación del modelo de predicción

Se ejecuta el modelo de predicción ARIMA (p, r, q) presentado en el marco conceptual considerando uno de los objetivos del proyecto, el cual consiste en estimar la demanda para los distintos SKU. Se realizará la proyección según la clasificación interna de Jumbo denominada SECCIONES, para luego ser desagregadas por SKU

5.2.2.3 Resultados y evaluación del modelo de predicción

En la última etapa de la proyección de demanda, se presentan los resultados de las proyecciones de cada sección y se evalúa el modelo implementado ocupando el indicador MAPE.

5.2.2.4 Desagregación de la proyección de Demanda de SECCIÓN a SKU

En esta etapa se desagrega la proyección de demanda de las secciones a nivel de SKU. Esto permitirá tener la información de la demanda al nivel que se necesita para la elección del mix de productos.

5.2.3 Cálculo del inventario de cada SKU

Una vez calculada la demanda futura de los SKU se define el nivel de inventario de cada uno. El modelo utilizado para el cálculo del inventario es el del stock de seguridad, el cual necesita validar la hipótesis de que la demanda semanal distribuye normal al comparar el ajuste de la distribución normal con las distribuciones log-normal y gamma.

5.2.4 Ingreso de SKU a la dark store

En la etapa final de la elección el mix de productos se calcula la demanda por volumen de los distintos SKU y según este criterio se van ingresando productos al almacén hasta que se utilice el 90% de la capacidad de la dark store. Se consideran las restricciones del tipo de almacenamiento.

5.3 Picking y Slotting de la dark store

Una vez escogido el mix de productos se procede con el modelamiento y optimización de la localización de estos dentro del almacén. Se debe considerar la relación que existe entre slotting y picking, ya que se busca una distribución de los productos de tal manera que se minimicen los tiempos de recolección de pedidos. Por lo que previo al modelamiento se muestra el criterio para la definición del tipo de sistema de recolección de pedidos (order picking). Luego, dada la complejidad del problema, se optará por la implementación de una heurística de solución llamada frecuencia de interacción, con el fin de disminuir el tiempo de cálculo y así obtener una solución que se enmarque en las políticas definidas por la empresa.

5.3.1 Order picking

En esta etapa se define el sistema de preparación de pedidos que se va a utilizar según factores sensibles como lo son el producto, los órdenes de pedido, los tipos de áreas funcionales, las combinaciones de tipos de equipamiento requeridos y las políticas operacionales de cada área funcional.

5.3.2 Heurística de frecuencia de interacción

En esta etapa se aplica la heurística de frecuencia de interacción presentada en el marco conceptual para llevar a cabo el slotting. Esta heurística permite incluir tanto la demanda individual de cada SKU como la demanda conjunta de las distintas órdenes de pedido.

5.3.3 Clasificación ABC según layout

Para poder visualizar mejor los resultados de la heurística se realiza la distinción de las zonas más accesibles respecto a la ubicación de la zona de preparación de pedidos según una clasificación ABC.

5.4 Simulación del proceso de picking

La simulación del proceso de picking considera 3 escenarios:

- Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
- Elección del mix de productos aleatorio y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
- Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting aleatorio

El objetivo es determinar el impacto que tiene la implementación de la dark store, la elección del mix de productos y su slotting en el tiempo del proceso de picking.

5.5 Esquema metodológico

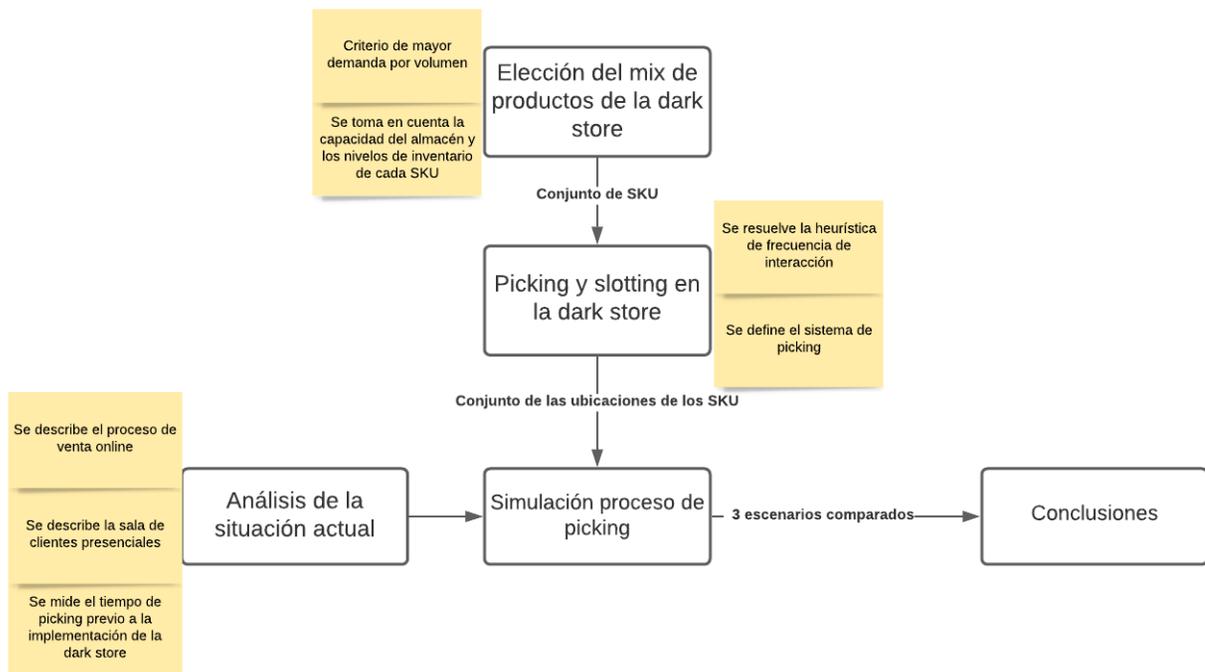


Figura 5.1 Diagrama de la metodología aplicada al proyecto.

6 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL

Esta sección muestra el análisis de la situación actual del proceso de compra online y permite establecer la situación con la cual se compara el proyecto.

6.1 Descripción del proceso de compra online para el cliente

El proceso de compra online para el cliente comienza cuando ingresa a la aplicación o a la página web de Jumbo. Lo primero que tiene que hacer el cliente es ingresar el formato de entrega que desea, el cuál puede ser retiro en tienda, despacho express o despacho a programado. En el caso de elegir el despacho express o despacho programado, se solicita ingresar al perfil o bien registrarse ingresando el mail, nombre, apellido, confirmar la política de seguridad, y finalmente ingresar la dirección de envío. En el caso de elegir retiro en tienda, se escoge el local y luego se ingresan los datos de la persona que hará el retiro. Luego el cliente escoge los productos requeridos, agregándolos a un carrito de compra. Cuando el cliente ingresa un pedido online, en su tarjeta de crédito verá una primera transacción correspondiente al cobro por el monto del pedido ingresado. Al finalizar la preparación del pedido, el cliente será contactado por la persona encargada de preparar su pedido, para revisar la sustitución de los productos que no estuvieran disponibles y le comunicará las diferencias de precio asociadas a los reemplazos. Una vez aceptados los cambios por parte del cliente, se generará un nuevo movimiento en su tarjeta, correspondiente esta vez a las devoluciones o cobro de las diferencias. Para los productos a granel, se considerará la notificación telefónica en detalle sólo cuando las diferencias estén sobre el 10% del peso solicitado por el cliente. Si las diferencias estuvieran dentro del 10% del peso solicitado, siempre se cobrará la cantidad real correspondiente al peso del producto entregado.

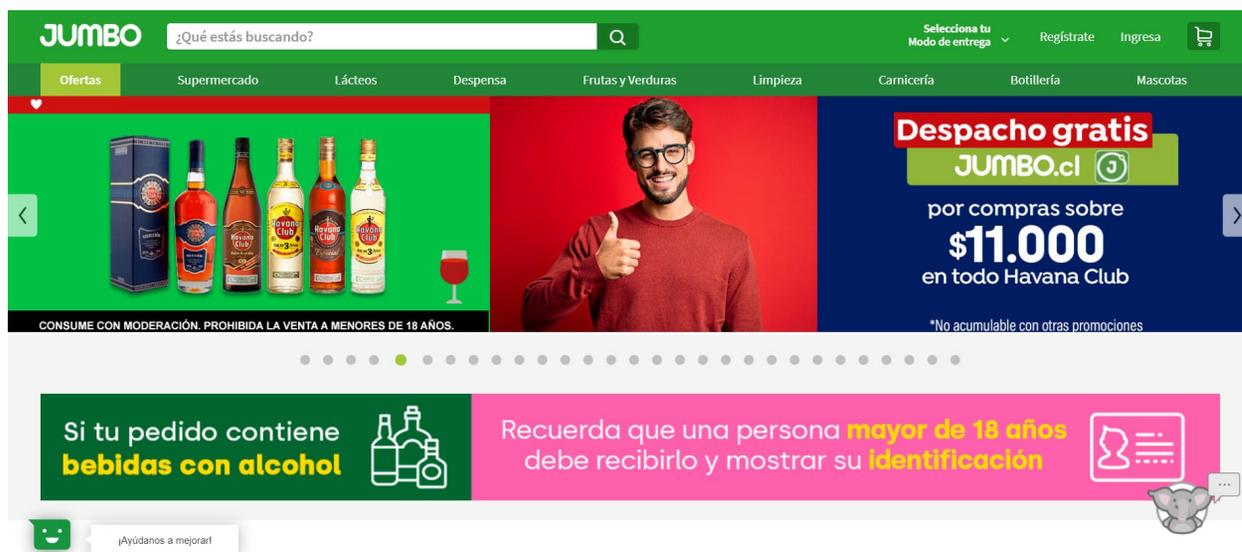


Figura 6.1 Vista inicial página web Jumbo.cl

6.2 Descripción del proceso de compra online para el shopper

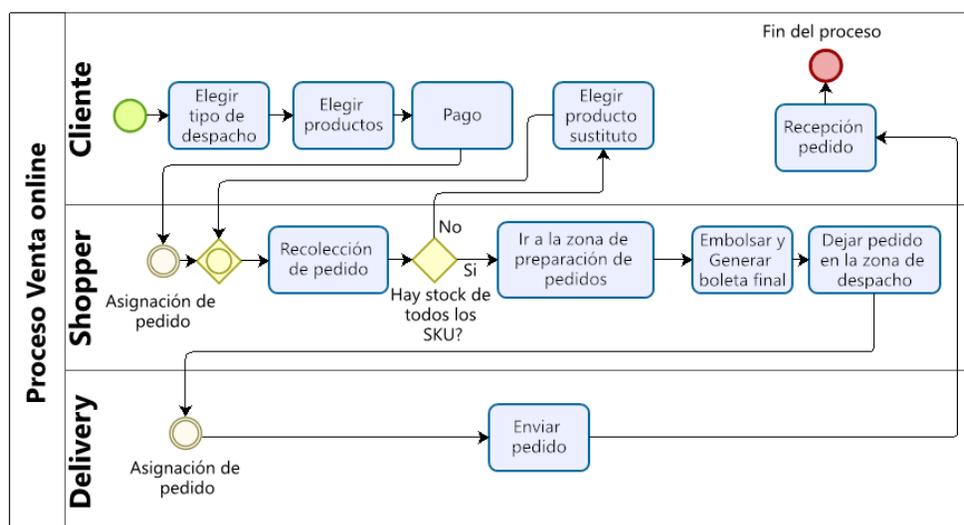
El proceso de compra online para el shopper comienza cuando se le asigna una orden de pedido pendiente que puede ser retiro en tienda, despacho express o despacho programado. Este proceso es monitoreado por una aplicación móvil que es utilizada por el shopper desde su smartphone. Después de asignado el pedido, el shopper comienza el picking recorriendo la sala del supermercado según su propio criterio, marcando en la aplicación los SKU ya recolectados. Cada vez que no hay stock de un SKU se debe llamar al cliente ofreciendo un sustituto, los sustitutos solo deben ser incluidos cuando se recibe la confirmación del cliente. Cuando termina el picking el shopper se debe dirigir a la zona de preparación de pedido y realizar el embolsado, cuando se termina esta acción se debe marcar el fin del picking en la aplicación. Finalmente, el shopper debe pasar por caja y efectuar el pago definitivo, marcando también esa acción en la aplicación, para posteriormente dejar el pedido en la zona de despacho y que se efectúe el envío.

6.3 Descripción del proceso de compra online para el Delivery

La última parte del proceso de venta online la realiza la persona a cargo del envío, la cual no pertenece directamente a Jumbo, sino que se subcontrata el servicio con empresas especializadas. Además, se utiliza la alianza estratégica que se tiene con Cornershop, permitiendo la utilización de su personal para realizar los envíos.

6.4 Diagrama del proceso de compra Online

A continuación, se presenta un diagrama en formato BPMN del proceso de venta online que muestra las tres actividades más relevantes: Cliente, Shopper y Delivery.



Powered by
bizagi
Modeler

Figura 6.2 Diagrama BPMN del proceso de compra online. (Fuente: Elaboración propia con información levantada en Jumbo)

6.5 Descripción de la sala para clientes presenciales

La sala del supermercado Jumbo la Reina tiene una superficie de aproximadamente 10.000 m² y se ofrecen más de 160.000 SKU. Esta sala está dividida en 16 macro secciones, las que incluyen: Vestuario y calzado, Juguetería, Librería, Mascotas, Ferretería, Tecnología, Artículos del hogar, Importados, Refrigerados, Congelados, Bebidas con y sin alcohol, Frutas y Verduras, Almacén, Limpieza, Higiene personal y Panadería. Dentro de estas secciones podemos encontrar góndolas y pallets para productos secos, zona de bins, góndolas refrigeradas y góndolas congeladas. En el supermercado hay un total de 56 pasillos centrales más los 4 pasillos perimetrales, 2 pasillos centrales y parte de un pasillo perimetral es para Vestuario y Calzado, 2 pasillos centrales son para Juguetería, 2 para Librería, 1 para mascotas, 1 para Ferretería, 2 para Tecnología, 6 para Artículos del hogar, 5 para Importados, 6 para Refrigerados, 4 pasillos centrales más un pasillo perimetral completo para congelados, 4 pasillos centrales en Frutas y Verduras, 14 pasillos centrales más un pasillo perimetral para Bebidas con y sin alcohol, 8 pasillos centrales para Almacén, 4 para Limpieza, 5 para Higiene personal y parte de un pasillo perimetral para Panadería. Tanto en la sección de Frutas y Verduras como en Panadería hay una parte de los productos que requiere del autoservicio de pesado, ya que hay varios SKU que vienen a granel. Además, en la zona de refrigerados a granel, donde encontramos la sección de Pescadería y Fiambrería, está personal de Jumbo pesando los SKU solicitados por los clientes.



Figura 6.3 Góndola productos secos. (Fuente: elaboración propia)



Figura 6.4 Góndolas de congelados y refrigerados (Fuente: elaboración propia)

La sala de clientes presenciales es 4 veces más grande que la dark store, a continuación, se muestra una vista planta de la sala de clientes presenciales y la dark store.



Figura 6.5 Vista planta de la sala de clientes presenciales y la dark store.

Previo a la implementación de la Dark Store la sala presencial era utilizada por los shoppers de los pedidos online para la recolección del 100% de los productos que se ofrecen por internet. Esta situación provoca una alta congestión de personas dentro del supermercado, especialmente en las secciones donde se requiere pesar los productos a granel, sumado al problema para los shopper de recorrer grandes distancias para el picking. A continuación, se muestra un gráfico que muestra la cantidad de clientes promedio por hora por el canal presencial y el canal online, la cantidad de clientes presencial considera todas las transacciones realizadas en las cajas presenciales durante el año 2019, mientras que la cantidad de clientes online corresponde a las ordenes de pedido online del mismo periodo.

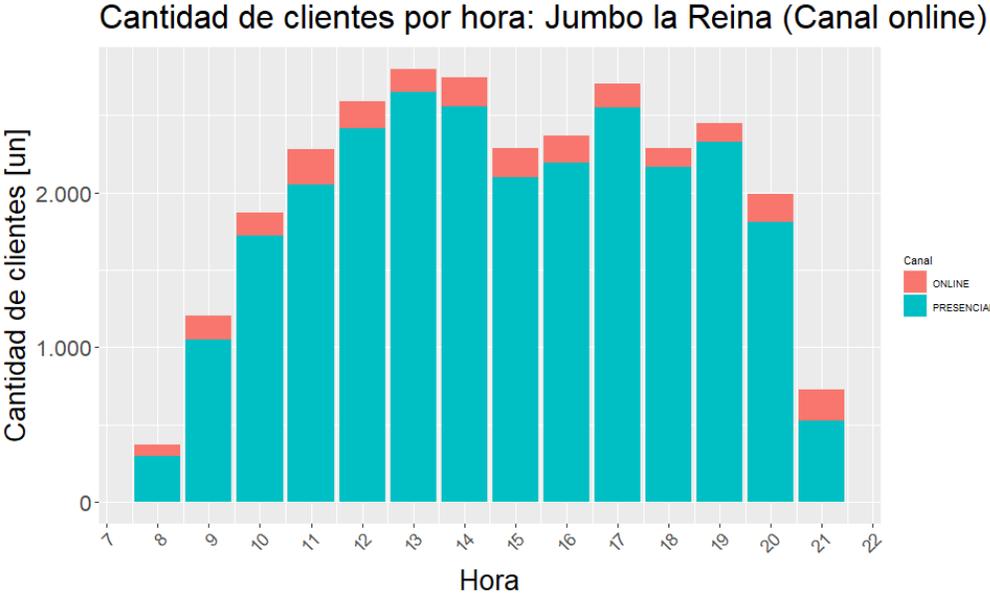


Figura 6.6 Cantidad de clientes por hora. Jumbo la Reina

6.6 Slotting en sala de clientes presenciales

El supermercado cuenta con espacios amplios, de fácil acceso y que permiten al cliente revisar los productos con tranquilidad. El slotting de la sala tiene dentro de su objetivo maximizar la experiencia del cliente y no está enfocado a disminuir el tiempo que pasan las personas dentro del supermercado, es por esta razón que los shopper deben recorrer distancias muy largas dentro de la sala para obtener todos los productos de la orden de pedido.

6.7 Picking en sala de clientes presenciales

La data utilizada para el análisis del picking corresponde a los pedidos express y pedidos programados despachados entre el periodo del 16 de septiembre del 2020 hasta el 6 de octubre del 2020. Además de los pedidos express y los pedidos programados existen los pedidos con retiro en tienda, sin embargo, no se cuenta con la información de estos últimos. Para cada pedido despachado se cuenta con el momento de recepción de la orden, el inicio del picking, fin del picking, momento de la facturación, información asociada al producto y datos del cliente. A continuación, se muestra un histograma de frecuencia de órdenes por duración del proceso completo y otro por duración del tiempo de picking haciendo la separación entre despacho programado y despacho express. El tiempo del proceso completo se considera desde que se recibe la orden en el sistema hasta que el pedido es facturado en la caja, mientras que el tiempo de picking es desde el momento que se le asigna el pedido al shopper hasta que el pedido es facturado.

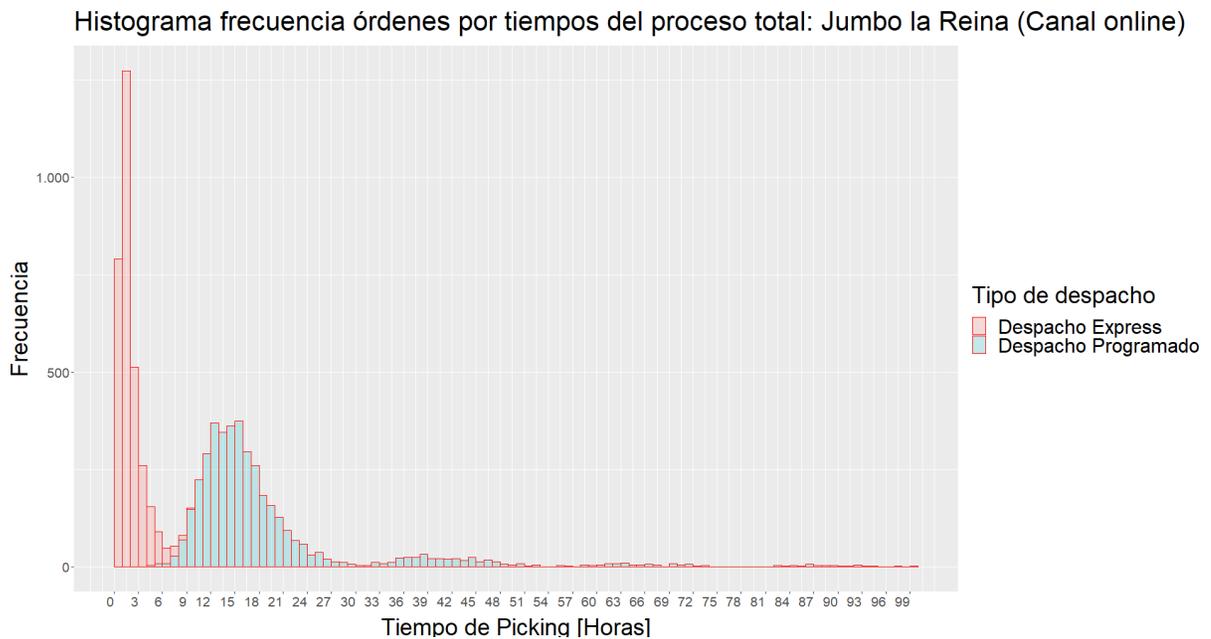


Figura 6.7 Histograma de frecuencia de las órdenes de pedidos por tiempo del proceso de venta online (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

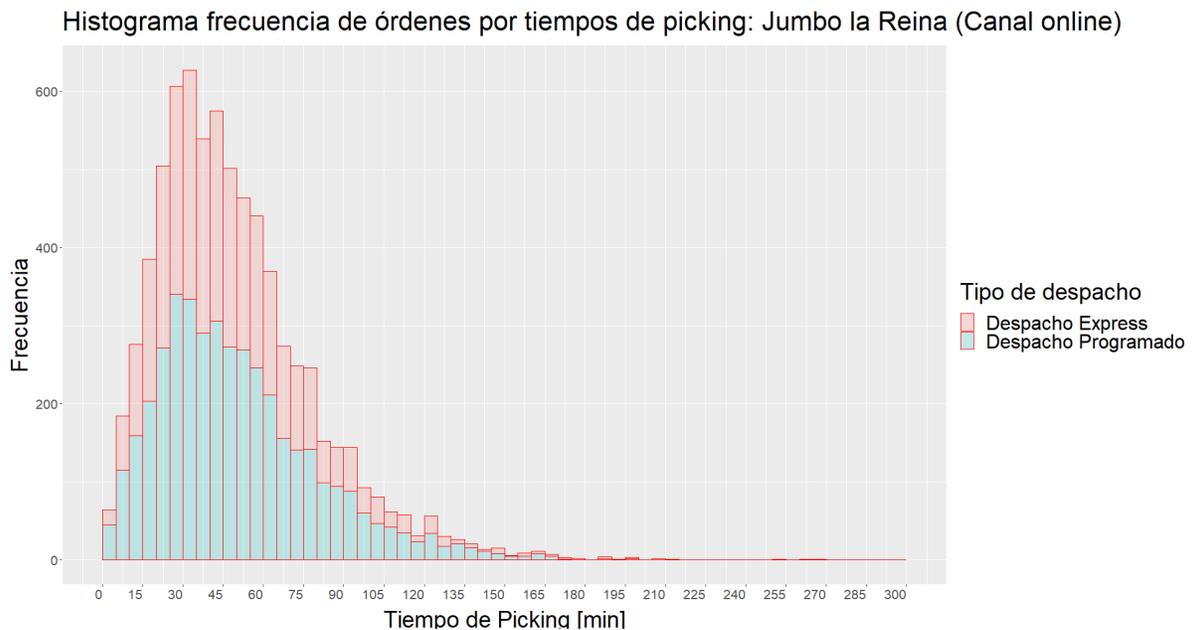


Figura 6.8 Histograma de frecuencia de las órdenes de pedidos por tiempo picking (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

En la figura 6.7 se puede observar la diferencia entre los pedidos express y los pedidos programados. Por una parte, los pedidos express son en su gran mayoría menores a 3 horas y tiene una duración máxima de 10 horas, es decir, terminan durante el mismo día. Además, la mayoría de los despachos programados son para el segundo día. Por otro lado, la figura 6.8 muestra que el tiempo de picking de los despachos programados y los despachos express distribuyen de la misma manera, por lo que se puede hacer un análisis de los tiempos de picking independiente del tipo de despacho. El tiempo promedio en realizar el picking es de 49 minutos.

Otra variable interesante de ver es el tiempo desde que el sistema recibe la orden hasta que se le asigna un shopper para iniciar el picking. A continuación, se muestra un histograma de esos tiempos.

Histograma frecuencia órdenes despacho express por tiempos de asignación de shopper: Jumbo la Reina (Canal online)

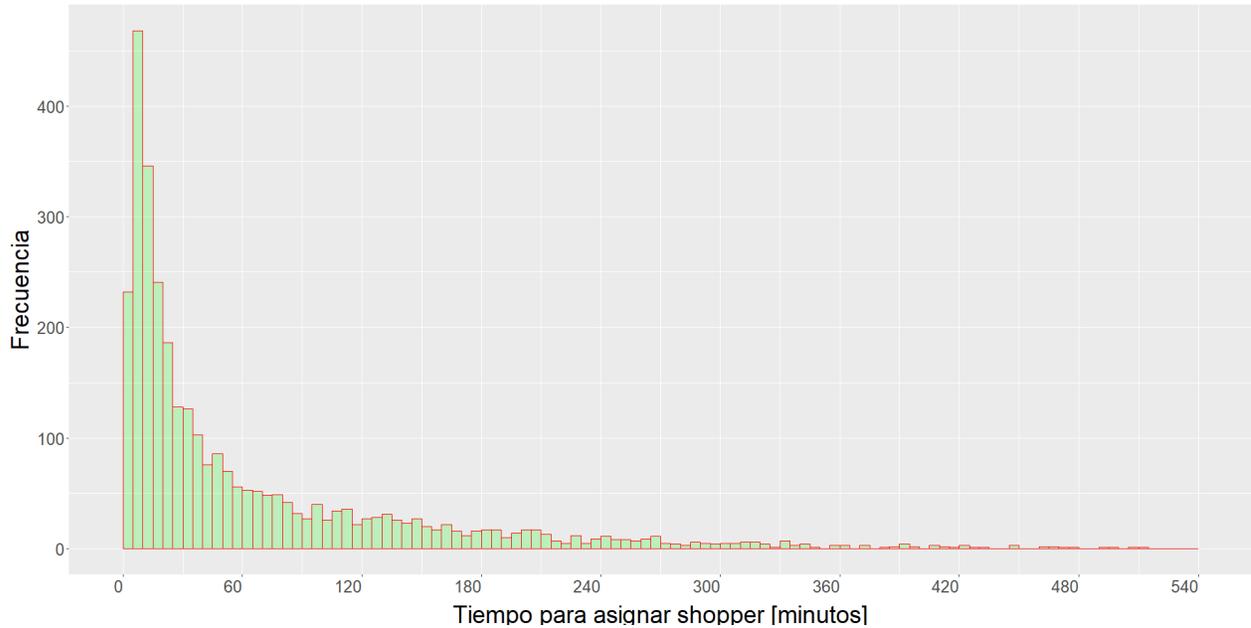


Figura 6.9 Histograma de frecuencia de las órdenes de pedido por tiempos de asignación de shopper. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Se observa que la mayoría de los pedidos se asigna antes de los 25 minutos, sin embargo, hay pedidos que tardan hasta 8 horas en ser asignados. Es posible concluir que existe una oportunidad de asignar en menor tiempo los pedidos, lo cual se puede conseguir aumentando la cantidad de shoppers o aumentando su eficiencia.

Finalmente, una vez establecida la situación actual, se procede con la implementación del proyecto, el cual inicia con la elección de los SKU que se incluirán en la dark store.

7 ELECCIÓN DE LOS SKU INCLUIDOS EN LA DARK STORE

7.1 Almacenamiento de la dark store

El layout de la dark store toma en cuenta la disponibilidad de espacio y la posición que tiene el almacén con respecto a las otras zonas del supermercado. El almacén cuenta con la zona de carga y descarga y la zona de recepción, éstas están cerca de la recepción de productos de proveedores externos, que es la misma que para la sala presencial, y tienen dimensiones de 21.3 m de ancho y 32.3 m de largo. También están las zonas de preparación de pedidos y de despacho, las que están ubicadas junto a la salida de la zona de clientes presenciales y llega a los estacionamientos, y tienen dimensiones de 34.9 m de ancho y 16.2 m de largo. Finalmente, en lo que queda de espacio se encuentra la zona de almacenaje. A continuación, se muestra un plano de las zonas distribuidas en la bodega.

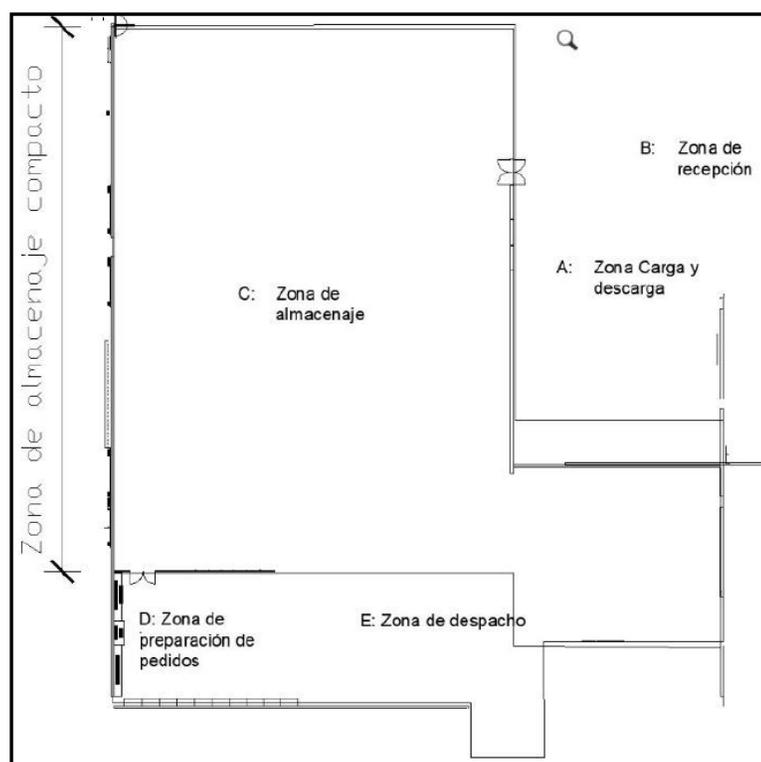


Figura 7.1 Layout con las zonas de indispensables para el almacén.

El almacén tiene una capacidad de siete pasillos dobles de 10 m, cinco pasillos dobles de 15 m, un pasillo simple de 19 m y un pasillo simple de 3 m, los que pueden ser utilizados por productos secos. Además, hay un pasillo de 15 m para productos congelados y refrigerados. Las góndolas de los productos secos, congelados y refrigerados tienen dimensiones de 1 m de ancho, 2 m (4 pisos de 0.5 m) de largo y 0.5

m de profundidad cada una. En total hay 312 góndolas para productos secos, 12 góndolas para productos refrigerados y 7 góndolas para productos congelados. Además, la dark stores cuenta con un espacio para 60 bins, donde cada uno de ellos mide 1 m de ancho, 1 m de largo y 0.8 m de alto. Finalmente, el almacén cuenta con espacio para 59 pallet dispuestos en 5 pasillos dobles de 4 m y un pasillo simple de 19 m, cada pallet es de 1m de ancho y 1 m de largo. A continuación, se muestra el layout detallado y una tabla resumen de las capacidades por tipo de almacenamiento.

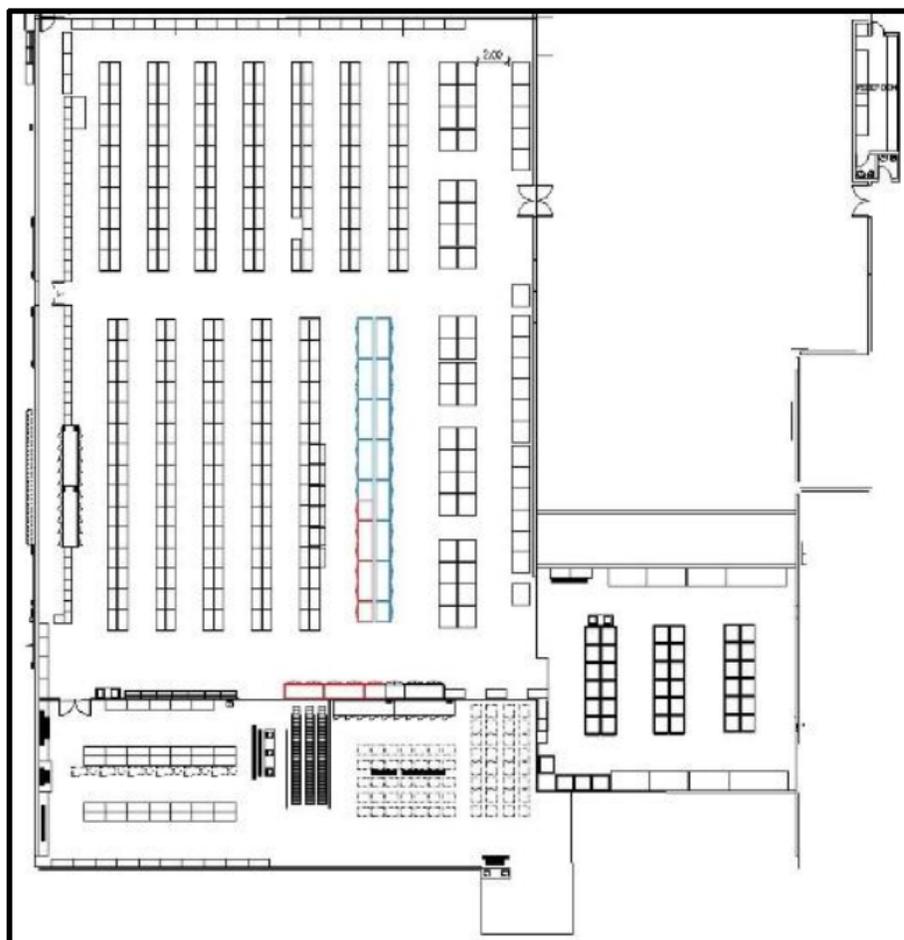


Figura 7.2 Layout con los pasillos y las góndolas asignadas.

Tabla 7.1 Capacidad máxima de cada tipo de mueble en la dark store

Tipo mueble	N Góndolas	V unitario [m ³]	Espacio Total [m ³]
Muebles Producto seco	312	1	312
Pallet	59	1	59
Bins	60	0,8	48
Refrigerados	12	1	12
Congelados	7	1	7
Panadería	1	-	-

7.2 Proyección de demanda

En esta etapa se pretende estimar la demanda semanal de los productos totales de cada sección del supermercado Jumbo la Reina, utilizando el modelo ARIMA (p, r, q). Se utiliza el periodo de una semana ya que la gran mayoría de las personas realiza las compras de forma semanal. Se cuenta con la información de la demanda histórica del año 2019, por lo que se puede generar la serie de tiempo de la demanda semanal para cada SKU. Además, dentro de los modelos que ocupan series de tiempo, ARIMA (p, r, q) es fácil de aplicar, ya que no se requiere modificar estructuralmente la base de datos. Por otro lado, con este modelo es posible, mediante el parámetro r, establecer el número de diferenciaciones que son necesarias para que la serie de tiempo se convierta en una serie estacionaria, condición que es necesaria para la mayoría de los modelos que utilizan series de tiempo. Además, el software que se utiliza para el cálculo cuenta con una función que estima los parámetros del modelo ARIMA utilizando pruebas KPSS para el parámetro r y minimiza el AICc para determinar los parámetros p y q la cual se puede aplicar de forma masiva. La data de entrenamiento para el modelo son las ventas semanales de las primeras 34 semanas del año y la data de prueba para el modelo son las siguientes 8 semanas.

El objetivo de la proyección de demanda es conocer la tendencia y la magnitud de la demanda en el periodo por el cual se mantendrá la elección del mix y el slotting en la dark store. La demanda calculada será utilizada para la estimación del inventario y para el cálculo de la demanda por volumen de cada SKU.

7.2.1 Análisis exploratorio

El análisis exploratorio permite generar una idea de cómo distribuyen las variables que influyen en la proyección de demanda. Los datos utilizados contienen el detalle de cada tipo de producto en todas las órdenes de pedido online correspondientes al período de enero 2019 a diciembre del mismo año en la sucursal Jumbo La Reina. Por cada dato se tienen atributos tales como, el instante que se recibe la orden, el instante que se realiza el cobro, promociones aplicadas, productos utilizados de sustitutos, información del cliente, información del envío, nombre del producto, precio del producto, descuentos y clasificaciones internas de los productos.

En la base se encuentran datos con atributos vacíos, estos están asociadas a dos problemas, por un lado, no se cuenta con toda la información de identificación de clientes, como RUT y/o correos electrónicos; y por otro, en los pedidos que no fue posible concretar la venta no existe información asociada a los despachos, ni al cobro.

Jumbo ofrece a través de su canal online cerca de 26.000 SKU, los cuales incluyen productos de almacén, frutas y verduras, carnes, pescados, fiambrería, limpieza del hogar, artículos de higiene personal, bebidas con alcohol y sin alcohol, tecnología,

menaje hogar, entre otros. Los SKU están clasificados internamente en secciones, a continuación, se muestra la cantidad de SKU que tiene cada sección.

Tabla 7.2 Cantidad de SKU de cada sección ofrecidos por Jumbo La Reina durante el 2019. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Secciones	Cantidad de SKU
Almacén	3384
Sección perfumería	3193
Sección librería	2039
Sección limpieza	1758
Sección galletas y golosinas	1387
Sección cocktail	1326
Sección botillería/gaseosas	1236
Sección juguetería	1234
Sección vinos	1102
Sección cocina	1001
Lácteos	955
Deco organización	684
Sección frutas y verduras	612
Sección mesa y terraza	595
Sección mascotas	587
Sección quesería	510
Cama\; baño\; kids\; maletas	462
Sección licores	459
Sección congelados	456
Sección fiambrería	326
Pastelería	308
Sección farmacia	289
Pastas	226
Sección deportes /tiempo libre	226
Sección electrodomésticos	216
Sección panificados	208
Sección ferretería	197
Sección textil vestuario	172
Pescadería	165
Sección electro hogar	115
Sección nuevas tecnologías	97
Sección accesorios de jardín	96
Sección automotor	94
Rotisería / platos preparados	84
Sección electrónica	80
Sección panadería propia	74
Sección pollos	65
Sección piletas y parrillas	38
Sección cerdo y cordero	27
Sección fábrica fiambres	19
Carnicería	10
Sección muebles	10

Las secciones corresponden a 42 grupos de SKU que tienen en común la zona de algunas características generales, como por ejemplo un posible uso o su clasificación alimentaria. Las 5 secciones con más SKU's corresponden a Almacén (3.425 SKU), Perfumería (3.204 SKU), Librería (2.041 SKU), Limpieza (1.762 SKU) y Galletas y golosinas (1.391 SKU). Mientras que las 5 secciones con menos SKU's corresponden a Muebles (10 SKU), Carnicería (10 SKU), Fabricación Fiambrería (19 SKU), Piletas y parrillas (38 SKU) y Cerdo y Cordero (44 SKU).

Dos variables interesantes de visualizar son la demanda y los ingresos por ventas de los productos ofrecidos por Jumbo. Para desarrollar el análisis se utiliza la clasificación interna de los SKU: secciones. Se debe tener en cuenta que tanto la demanda como los ingresos por ventas totales de cada sección no refleja la importancia de esta, ya que existe diferencia en la cantidad de SKU que contienen cada una de las secciones. Para esto se calcula la demanda y los ingresos por venta promedio por SKU de cada sección. Por ejemplo, si la sección CARNICERÍA contiene 10 SKU, la demanda anual es de 13.478 productos y los ingresos por venta son 4.260.016 CLP, entonces la demanda y los ingresos por ventas promedio por producto en la sección CARNICERÍA son de 1.348 productos y 426.002 CLP respectivamente. A continuación, se muestran gráficos que muestran las secciones más relevantes en términos de demanda e ingresos por venta promedio por SKU.

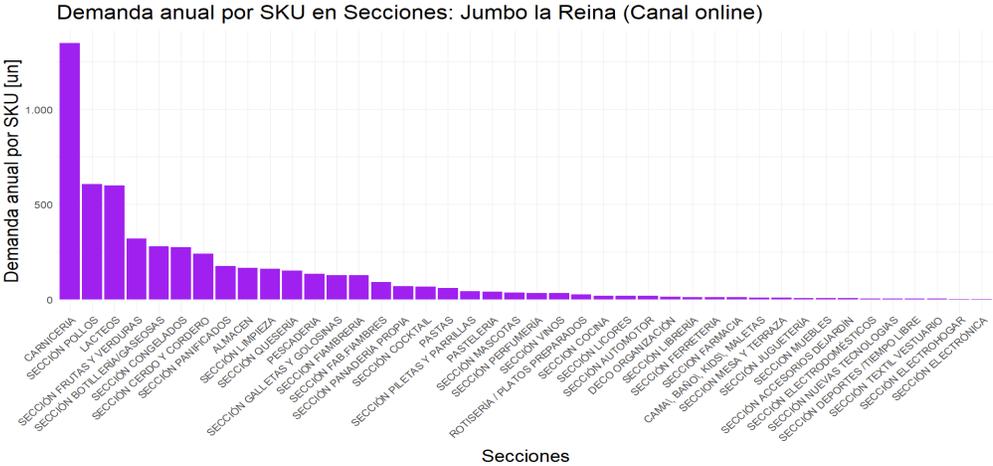


Figura 7.3 Gráfico de barras demanda anual promedio por SKU en secciones 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

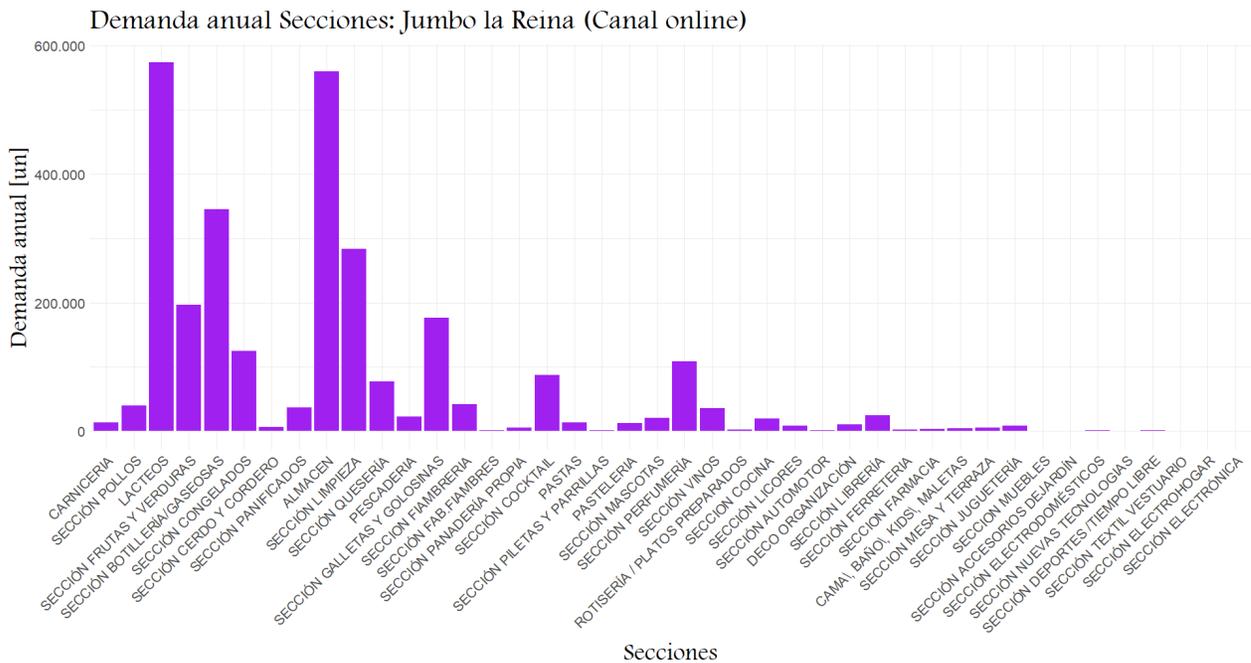


Figura 7.4 Gráfico de barras demanda anual total 2019 de las secciones Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

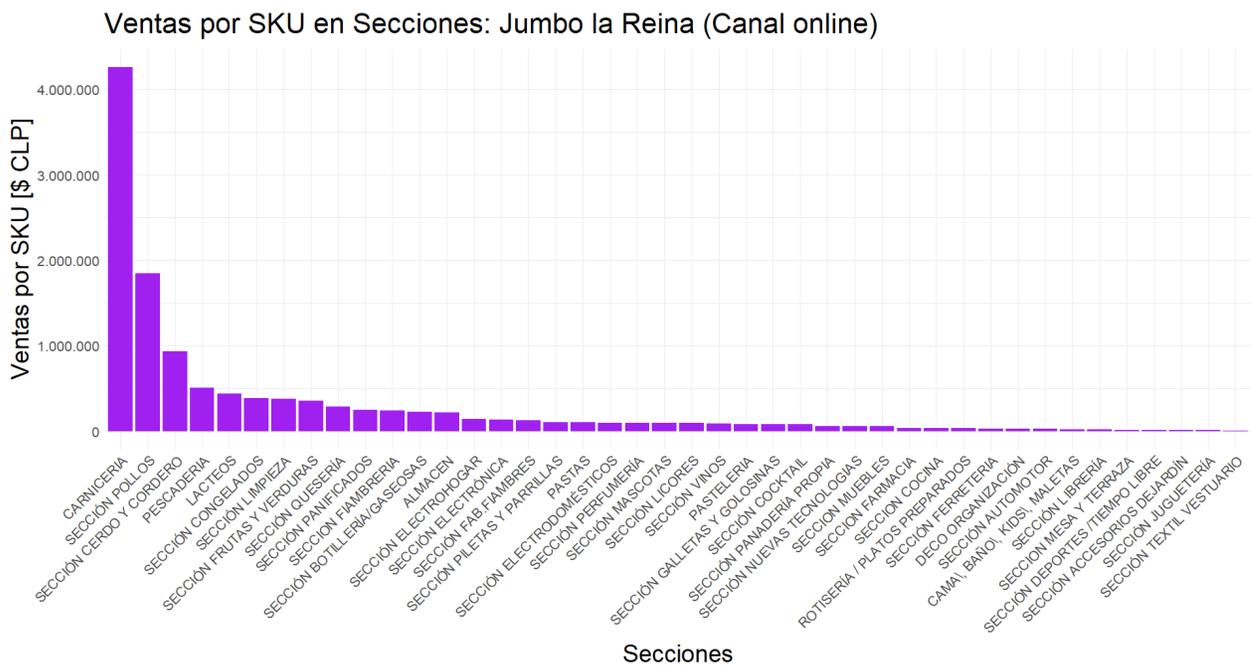


Figura 7.5 Gráfico de barras ventas anuales promedio por SKU en secciones 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

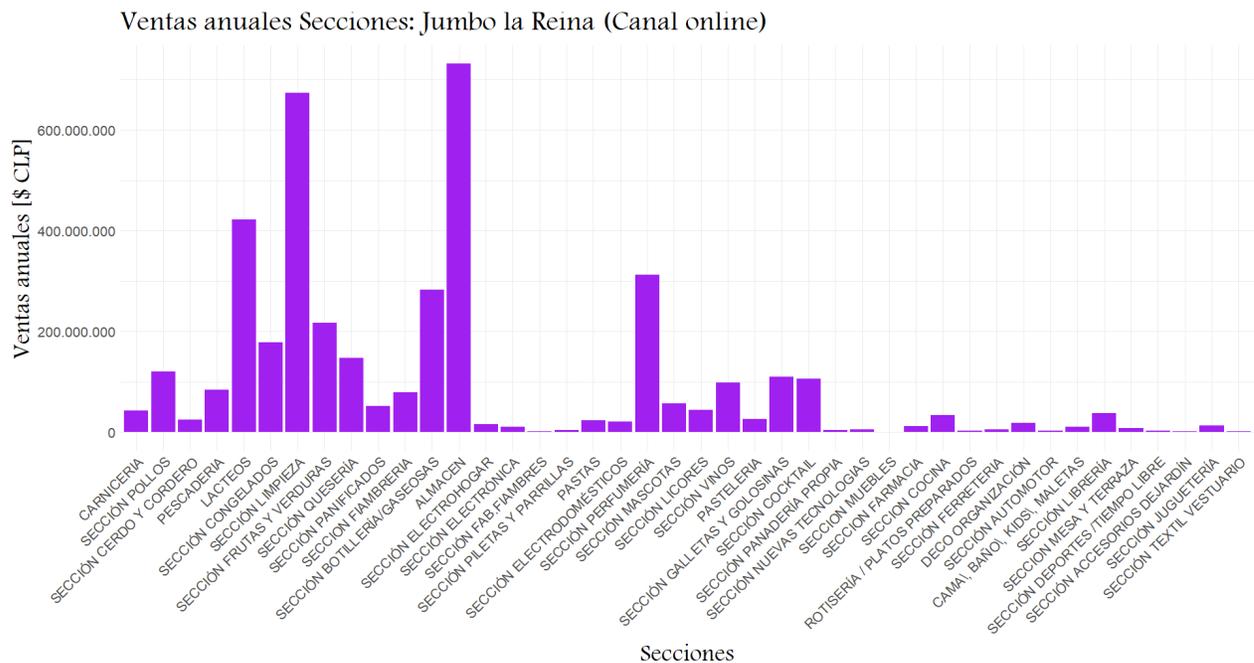


Figura 7.6 Gráfico de barras ventas anuales totales 2019 de las secciones Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Las figuras 7.3 y 7.5 muestran la demanda y las ventas anuales promedio por SKU de todas las secciones. Por otro lado, las figuras 7.4 y 7.6 muestran la demanda y las ventas anuales netas que tuvo cada sección ordenada de mayor a menor demanda o venta anual promedio según sea el caso. Se puede notar que algunas secciones que tienen demandas o ventas netas bajas son más relevantes, como lo son las secciones de CARNICERÍA, POLLOS, CERDO Y CORDEROS, PESCADERÍA y CONGELADOS. Por el contrario, algunas secciones con demandas o ventas altas son menos relevantes, como lo son las secciones de ALMACÉN, LÁCTEOS Y LIMPIEZA. Lo anterior se da porque algunas secciones tienen pocos productos que por sí solos representan una gran cantidad de ventas.

En la tabla 7.3 se muestran las secciones más importantes en términos de demanda y ventas anuales por SKU.

Tabla 7.3 Secciones con mayores demandas y ventas promedio por SKU

	Nombre Sección	Cantidad de SKU [un]	Ventas anuales [CLP]	Ventas promedio por SKU [CLP]	Demanda anual [un]	Demanda promedio por SKU [un]
1	CARNICERIA	10	\$ 42.600.160	\$ 4.260.016	13.478	1.348
2	SECCIÓN POLLOS	65	\$ 120.244.974	\$ 1.849.923	39.381	606
3	LACTEOS	955	\$ 422.062.939	\$ 441.951	573.054	600
4	SECCIÓN FRUTAS Y VERDURAS	612	\$ 216.726.510	\$ 354.128	196.081	320
5	SECCIÓN BOTILLERÍA/ GASEOSAS	1.236	\$ 282.237.017	\$ 228.347	345.131	279
6	SECCIÓN CONGELADOS	456	\$ 177.815.307	\$ 389.946	124.441	273
7	SECCIÓN CERDO Y CORDERO	27	\$ 25.330.484	\$ 938.166	6.520	241
8	SECCIÓN PANIFICADOS	208	\$ 52.228.550	\$ 251.099	36.687	176
9	ALMACEN	3.384	\$ 730.764.051	\$ 215.947	559.453	165
10	SECCIÓN LIMPIEZA	1.758	\$ 672.887.167	\$ 382.757	283.311	161
11	SECCIÓN QUESERÍA	510	\$ 147.654.886	\$ 289.519	76.985	151
12	PESCADERIA	165	\$ 84.066.143	\$ 509.492	22.237	135

Las secciones más importantes en términos de demanda anual promedio por SKU son también las más importantes en ventas anuales promedio por SKU, solo las secciones LACTEOS y BOTILLERÍA/GASEOSA disminuyen con respecto a la variable ventas promedio por SKU, mientras que las secciones CERDO Y CORDERO, LIMPIEZA y PESCADERÍA suben.

A continuación, se muestran las series de tiempo semanal de la demanda y las ventas reales que tuvo la tienda durante el año 2019 a nivel agregado y las series de tiempo de la demanda de las secciones más importantes.

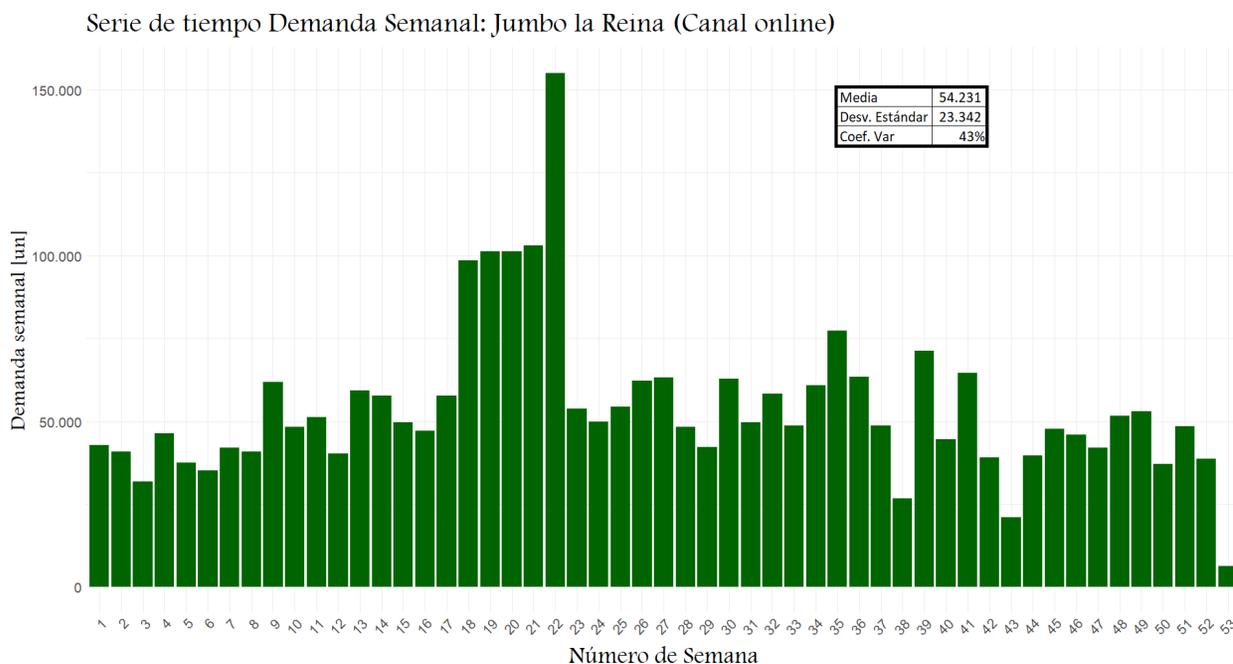


Figura 7.7 Serie de tiempo demanda semanal online real a nivel agregado del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

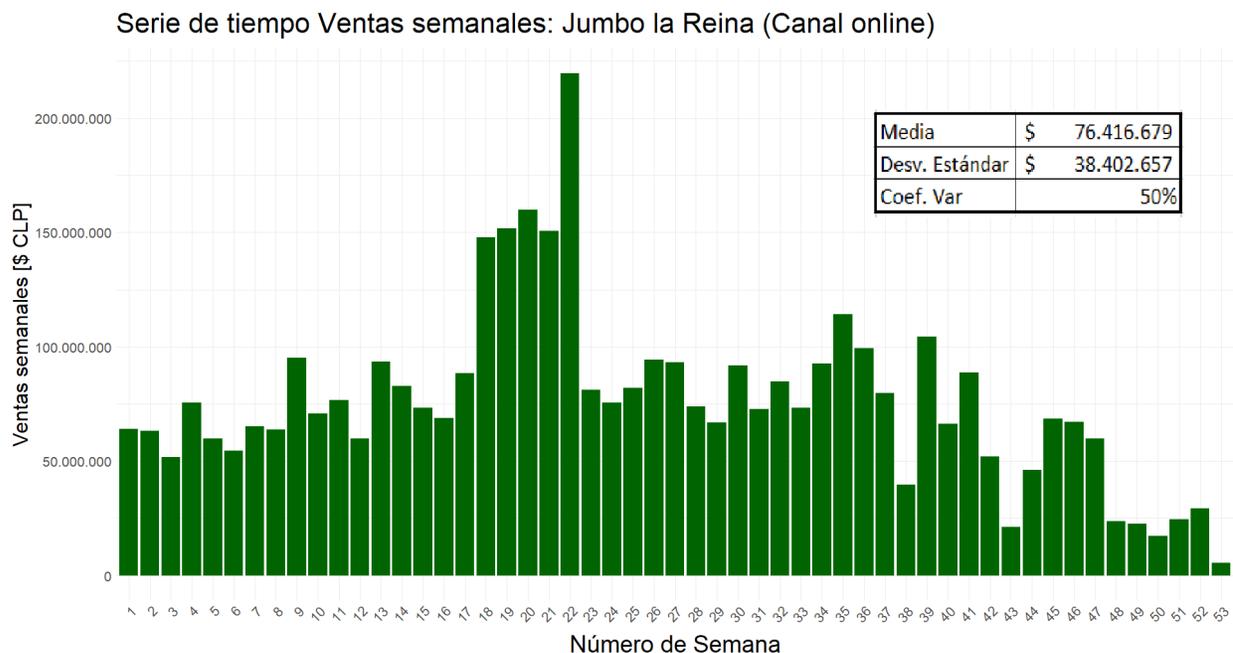


Figura 7.8 Serie de tiempo ventas semanales online real a nivel agregado del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo Demanda Semanal: Sección CARNICERIA Jumbo la Reina (Canal online)

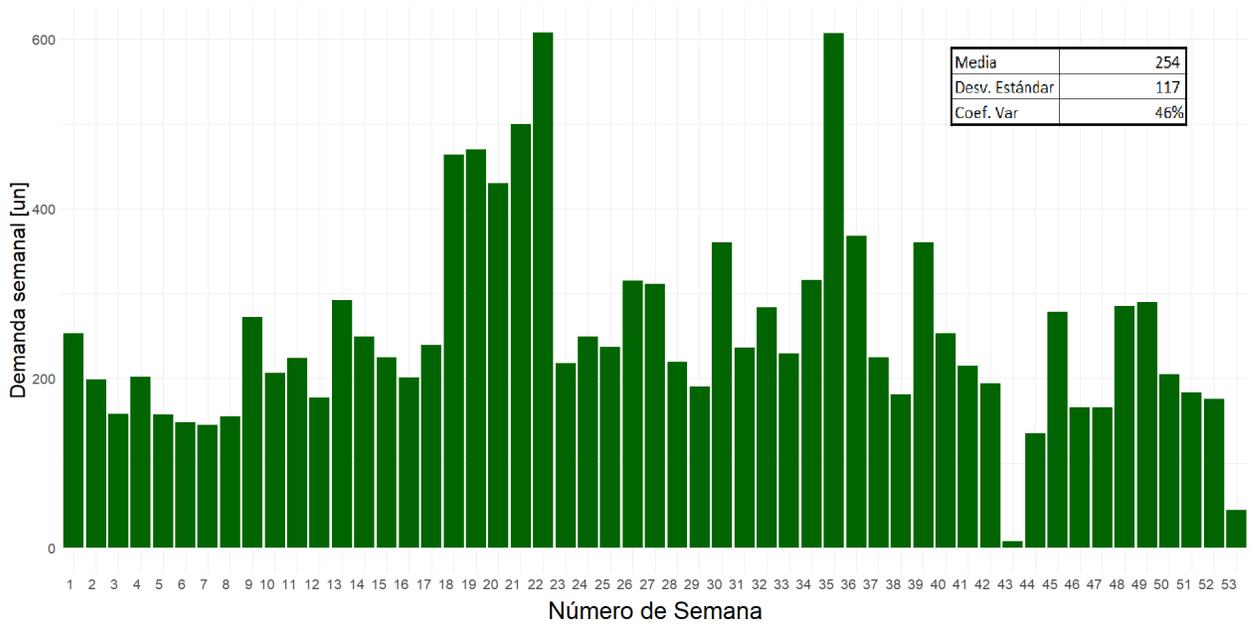


Figura 7.9 Serie de tiempo demanda semanal online real sección CARNICERÍA del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo Demanda Semanal: Sección BOTILLERÍA/GASEOSAS Jumbo la Reina (Canal online)

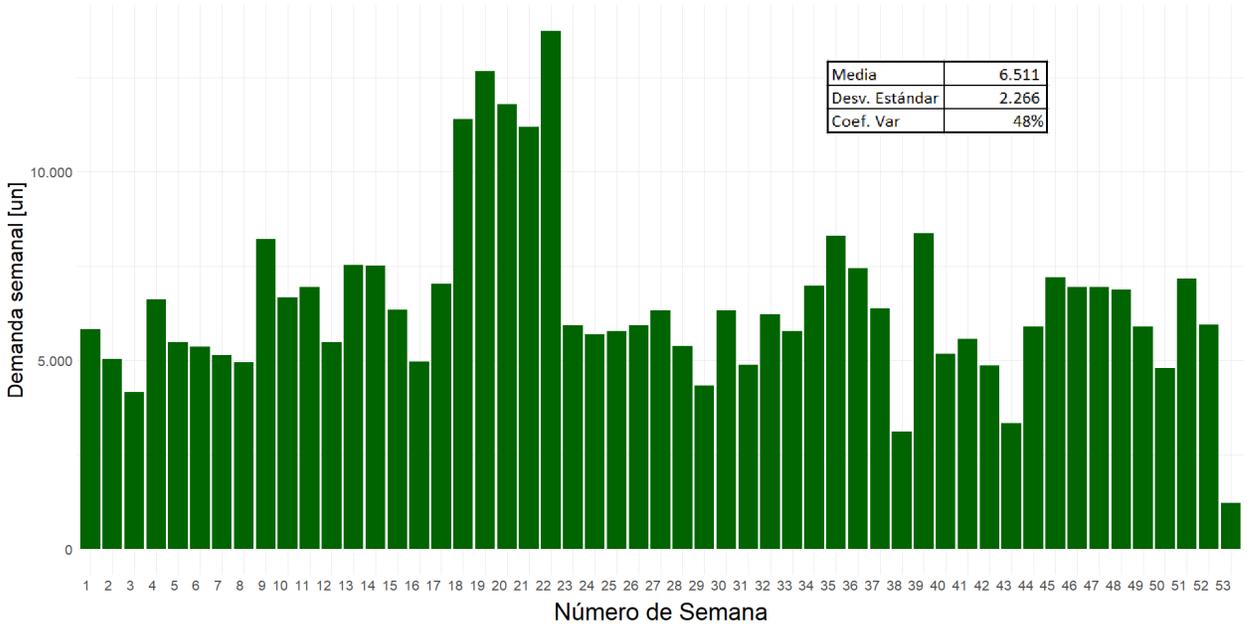


Figura 7.10 Serie de tiempo demanda semanal online real sección BOTILLERÍA/GASEOSAS del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo Demanda Semanal: Sección PESCADERIA Jumbo la Reina (Canal online)

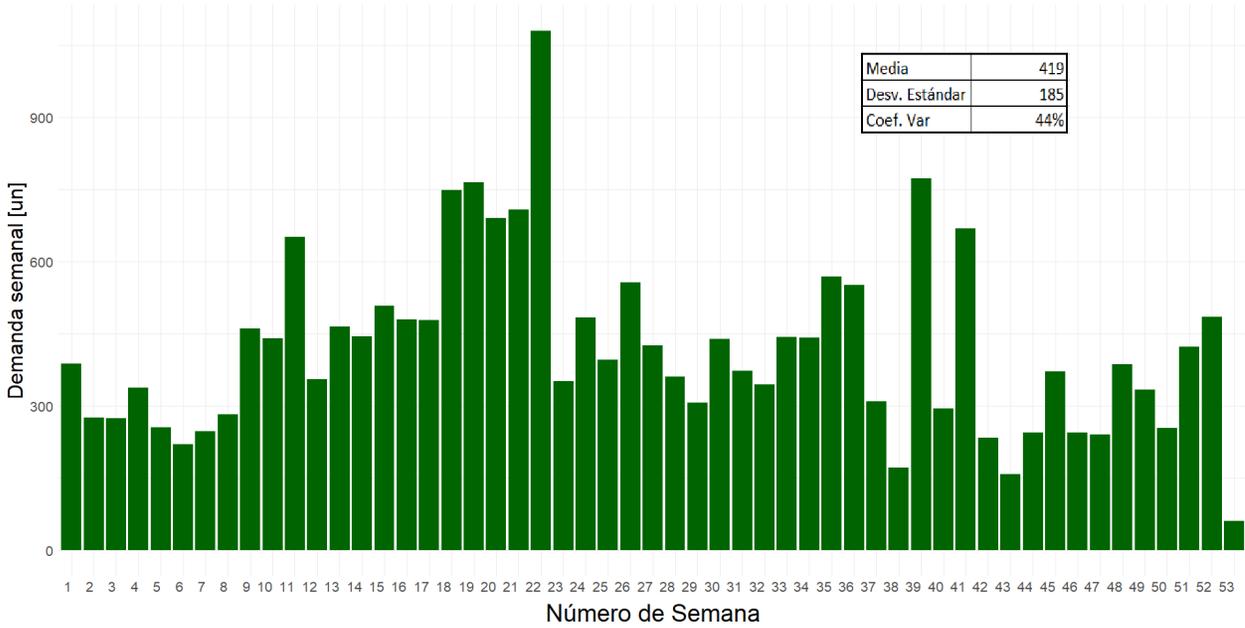


Figura 7.11 Serie de tiempo demanda semanal online real sección PESCADERÍA del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo Demanda Semanal: Sección ALMACEN Jumbo la Reina (Canal online)

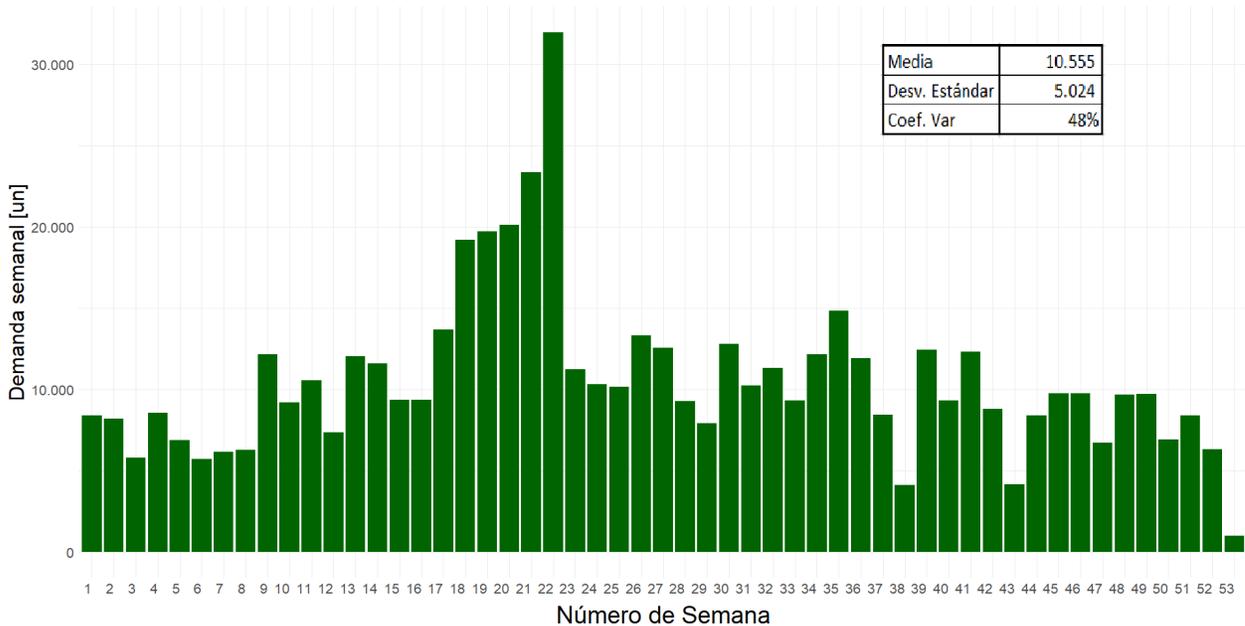


Figura 7.12 Serie de tiempo demanda semanal online real sección ALMACÉN del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

En todas las series de tiempo se observa un leve incremento sostenido de la demanda promedio semanal hasta el mes de septiembre, con un peak significativo en el mes de mayo, este peak se debe a que a finales del mes de abril se realizó una campaña llamada “On fire” (Biobiochile, 2019) la cual logró un aumento de 50% en las ventas online (America Retail, 2019) y además a fines del mes de mayo se realizó el Cyberday, donde hubo ofertas en tecnología, principalmente en pantallas LED de cara a la Copa América, una gran variedad de productos en la categoría de calefacción, descuentos agresivos en electrodomésticos y productos de supermercado (America Retail, 2019). En el mes de septiembre, se observa un aumento drástico en la demanda de carne, lo que se asocia a las fiestas patrias. Sin embargo, en octubre hubo una disminución, probablemente asociada a la revuelta social debido al cierre de locales, esta disminución se acrecentó en productos que no son de primera necesidad, lo que en este caso se ve reflejado en que la sección CARNICERÍA tuvo una disminución más radical que la sección ALMACÉN. En los dos últimos meses del año hubo un aumento de la demanda promedio diaria con respecto al mes de octubre, sin embargo, en términos de venta hubo una disminución sostenida a finales del año. La disminución de la demanda la última semana del año (semana 53) es debido a que solo representa el lunes 31 de diciembre. Es importante destacar que los coeficientes de variación reflejan que esta las series son muy volátiles y por lo tanto no muy fácil de predecir.

En la figura 7.13 se presenta un gráfico de cajas de la demanda online de Jumbo la Reina por día de la semana del año 2019.

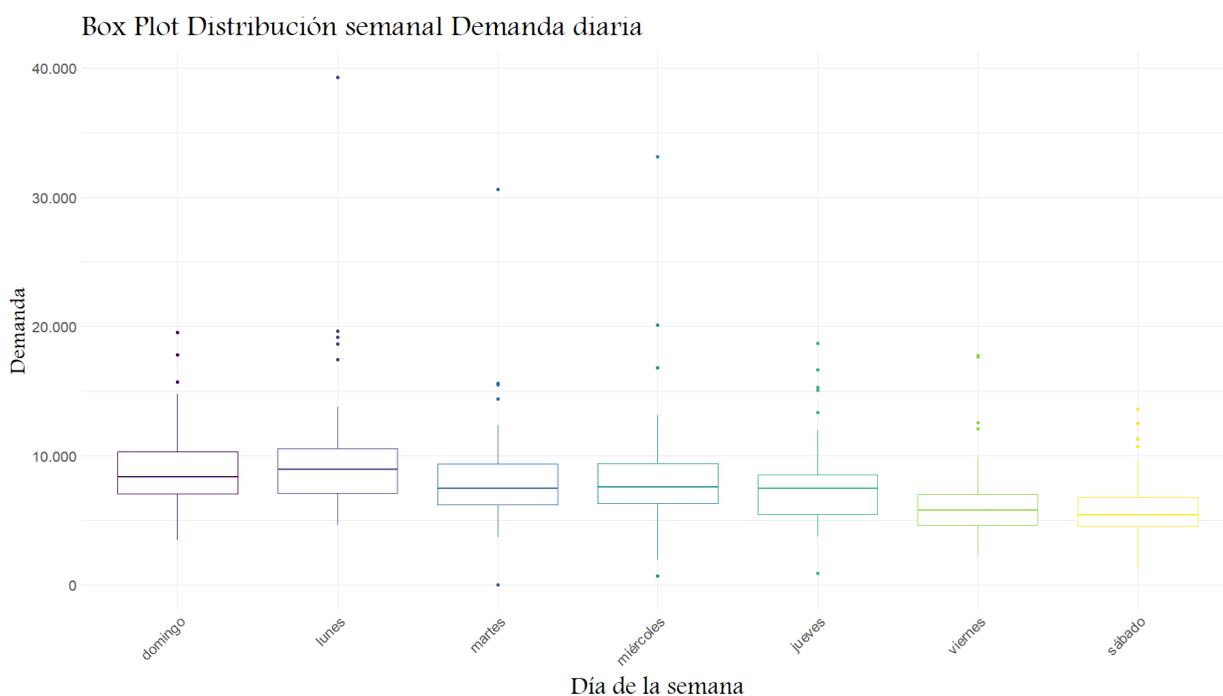


Figura 7.13 Gráfico de cajas para la demanda online diaria por día de la semana del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Con respecto a la distribución de la demanda online por día de la semana se puede ver que sí existe diferencia entre los días de la semana, la mayor demanda promedio diaria es los lunes y la menor demanda se da los viernes y sábado, sin embargo, existe una gran dispersión de los datos. Además, se observa la presencia de valores atípicos, y como la mayoría de estos valores está por sobre la demanda promedio, presumiblemente se deba a la demanda de abril o mayo producto de la campaña On fire o el Cyberday. La demanda diaria normalmente varía entre los 4.000 y 11.000 productos diarios.

Otro variable importante de analizar es la cantidad de productos sustitutos, ya que saber cuáles son los productos que son aceptados comúnmente como reemplazo facilitaría al shopper la elección de ir a la sala presencial a buscar el SKU de la orden o si llamar al cliente para elegir un producto sustituto que se encuentre en la dark store.

A continuación, se muestra la cantidad de productos sustitutos anuales por SKU y la cantidad total de productos sustitutos anuales de cada sección. Además, se presenta la serie de tiempo de la cantidad de productos sustitutos semanales agregados del año 2019.

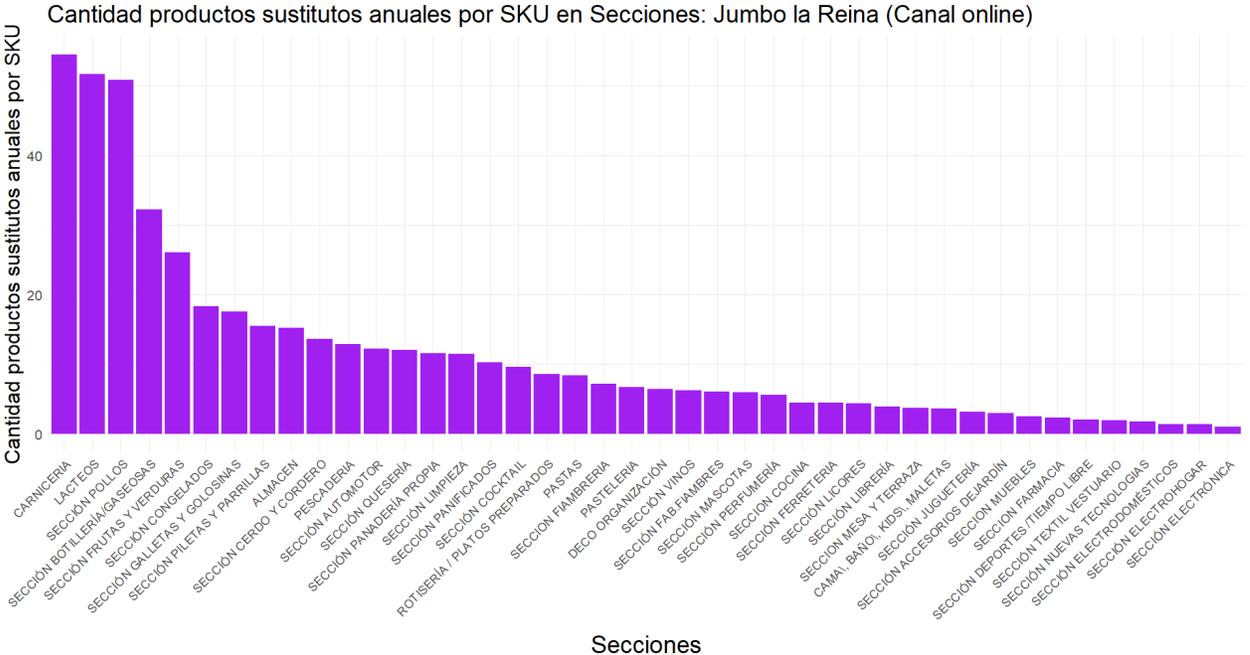


Figura 7.14 Gráfico de barras cantidad productos sustitutos anuales promedio por SKU en secciones 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

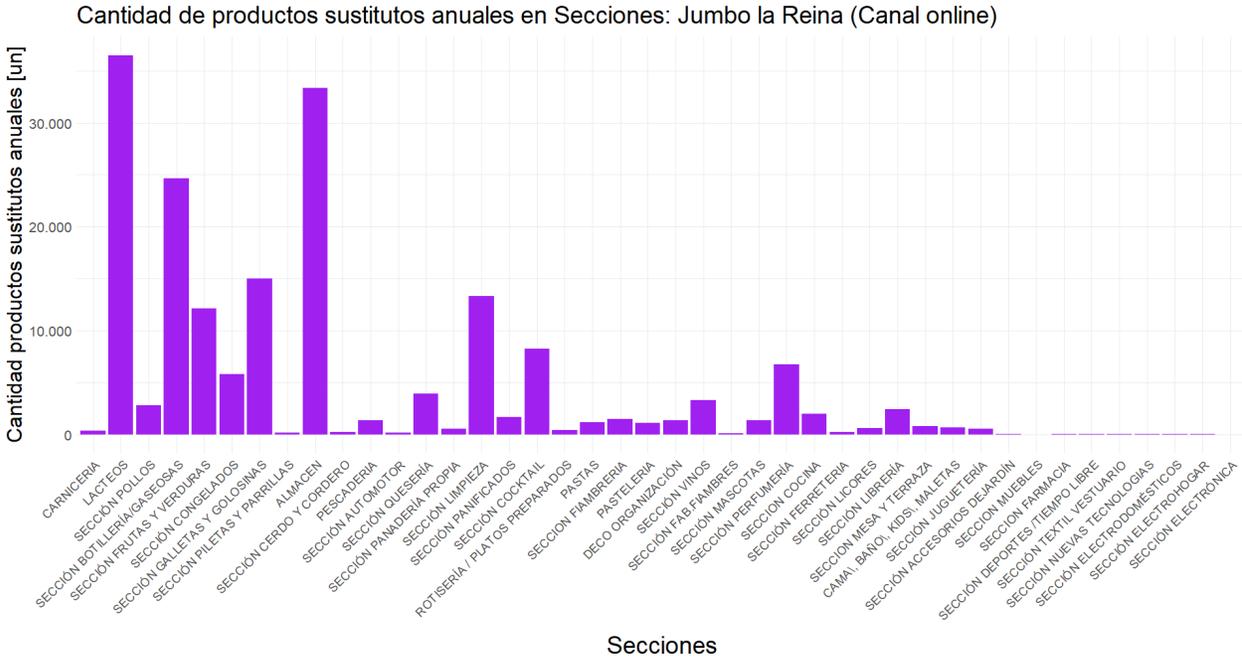


Figura 7.15 Gráfico de barras cantidad productos sustitutos anuales en secciones 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

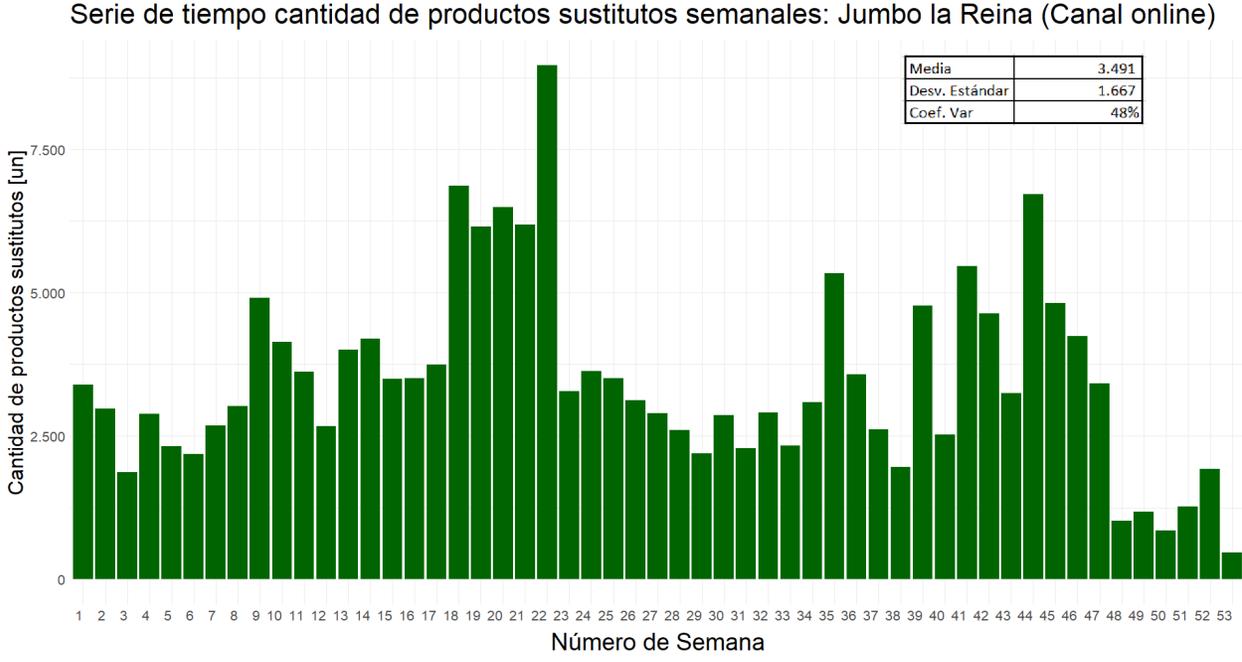


Figura 7.16 Serie de tiempo cantidad productos sustitutos semanales a nivel agregado del año 2019 Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Se puede notar que las secciones que tienen mayor cantidad de productos sustitutos por SKU son las mismas que las secciones con mayor demanda por SKU, destacan la sección CARNICERÍA y POLLOS. Por otro lado, en la serie de tiempo se observa un peak significativo en la cantidad de productos sustitutos del mes de mayo con una cantidad de 8.968 en la semana del Cyberday y otro un poco más pequeño entre los meses de septiembre y noviembre, llegando hasta los 6.711 productos en la semana 44, lo cual indica que la serie también tiene un comportamiento similar a la serie de la demanda semanal. Esta similitud entre las variables proporciona una ventaja hacia el picking, ya que, si no hay stock de un SKU en la dark store, es muy probable que el cliente acepte un producto sustituto del mismo almacén, de esta manera el shopper no saldrá siempre a la zona de clientes presenciales cuando la dark store no tenga stock.

7.2.2 Implementación del modelo de predicción ARIMA

El modelo de predicción de llegada de órdenes se ejecuta agrupando la información por SECCIÓN, al llevar a cabo esta agrupación se pasa de trabajar con 26.122 SKU 44 secciones. Agrupar la información ayuda a disminuir la varianza de las estimaciones y reduce el tiempo de cálculo, ya que la cantidad de modelos a ejecutar es menor. La estructura de la información debe ser la de una serie de tiempo, por lo que se construye una tabla con el número de veces que aparece una sección en las órdenes de pedido del número de la semana del año 2019 a la que corresponda esa orden¹. Para las proyecciones, se utiliza la data de enero hasta la segunda semana de octubre del 2019, debido a que el comportamiento de compra de los clientes cambió radicalmente con la revuelta del 18 de octubre y se mantuvo irregular hasta diciembre.

Para ejecutar los modelos es necesario definir cuatro parámetros: el lapsus del periodo, el número de periodos a predecir, el periodo de entrenamiento para el modelo y el periodo de prueba para el modelo. El lapsus del periodo utilizado corresponde a 7 días (de lunes a domingo), ya que la gran mayoría de las personas realiza las compras de forma semanal; los periodos a predecir serán 8 (dos meses), ya que es este el periodo en el cual se evalúa el slotting; el periodo de entrenamiento corresponde a los primeros 7 meses del año 2019; y el periodo de prueba a los meses de agosto y septiembre de 2019.

Finalmente, es necesario estimar los parámetros p , r y q del modelo ARIMA($p.r.q$), para esto se utiliza el criterio del menor AICc para p y q , y el test de KPSS para el parámetro p , a través de la función `autoarima()` en el software R.

7.2.3 Resultados y evaluación del modelo de predicción

Los resultados de los modelos aplicados muestran que el MAPE promedio es de 71% y tiende a ser menor en las secciones donde los indicadores de demanda y ventas anuales promedio por producto son mayores, con muy pocas excepciones. A continuación, se muestran los resultados para las secciones más importantes, sin embargo, el detalle de la predicción de cada sección se muestra en el Anexo 13.2.

¹ En el anexo 13.1 se muestra la serie temporal para la sección LACTEOS

Serie de tiempo demanda semanal CARNICERIA: Jumbo la Reina (Canal online)

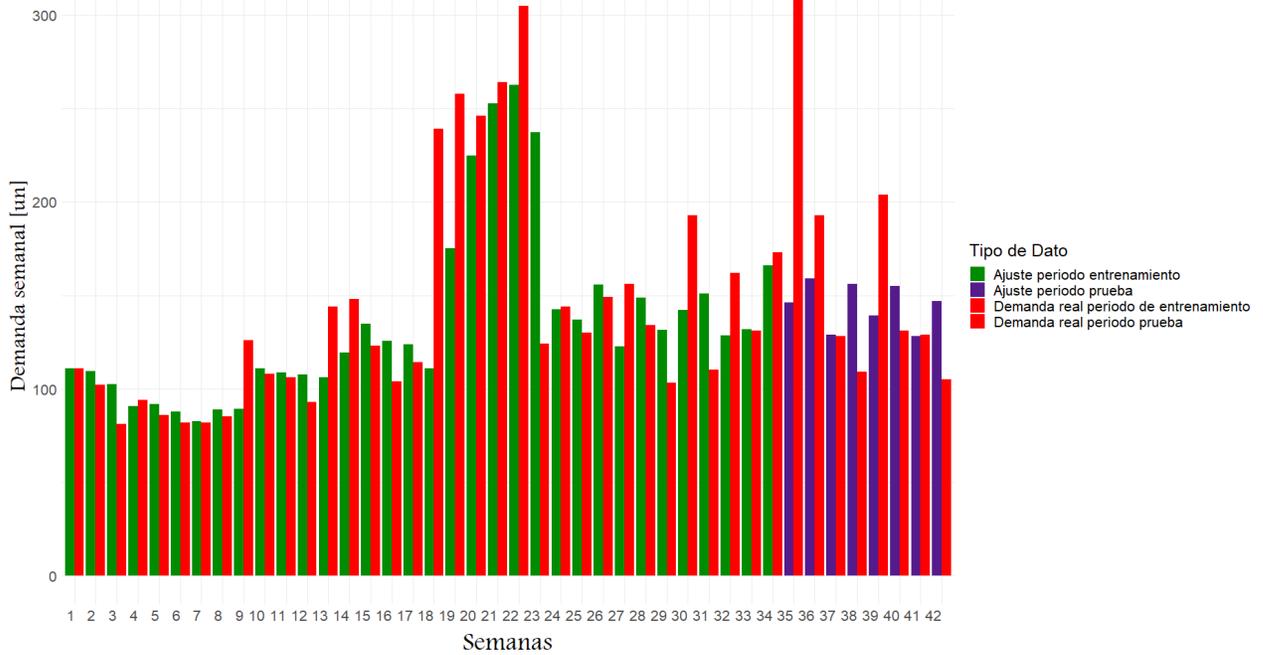


Figura 7.17 Serie de tiempo demanda semanal real, ajuste del modelo y proyección del modelo para la sección CARNICERÍA. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo demanda semanal SECCION POLLOS: Jumbo la Reina (Canal online)

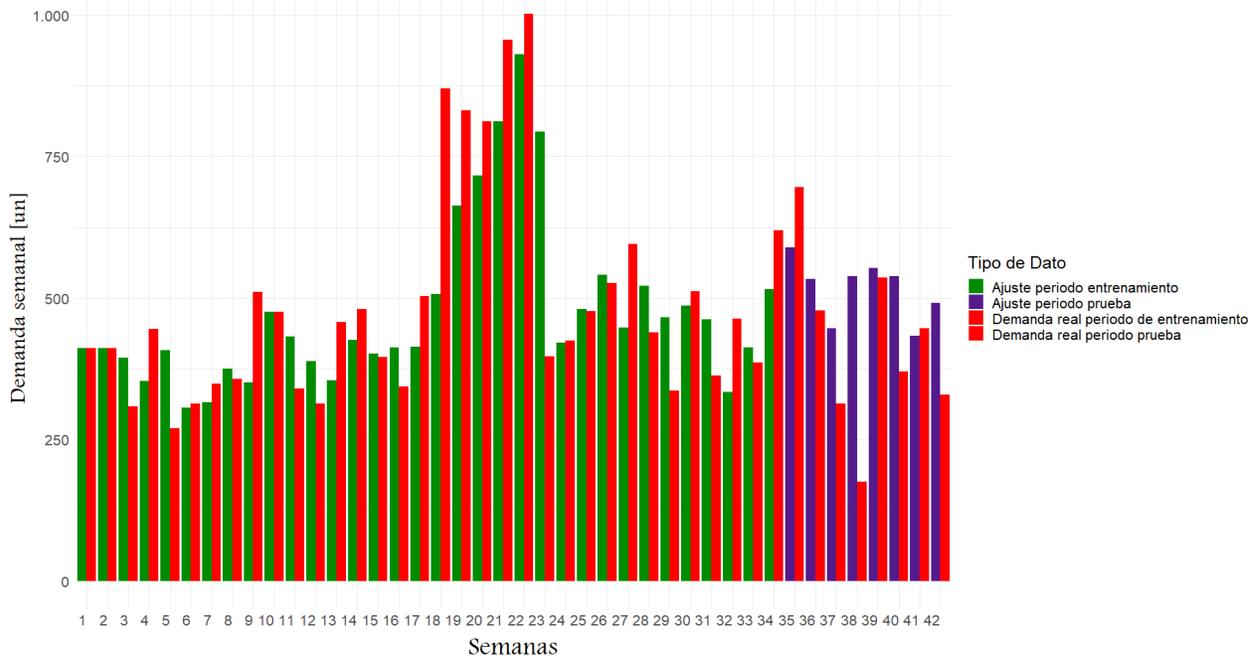


Figura 7.18 Serie de tiempo demanda semanal real, ajuste del modelo y proyección del modelo para la sección POLLOS. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Serie de tiempo demanda semanal ALMACEN: Jumbo la Reina (Canal online)

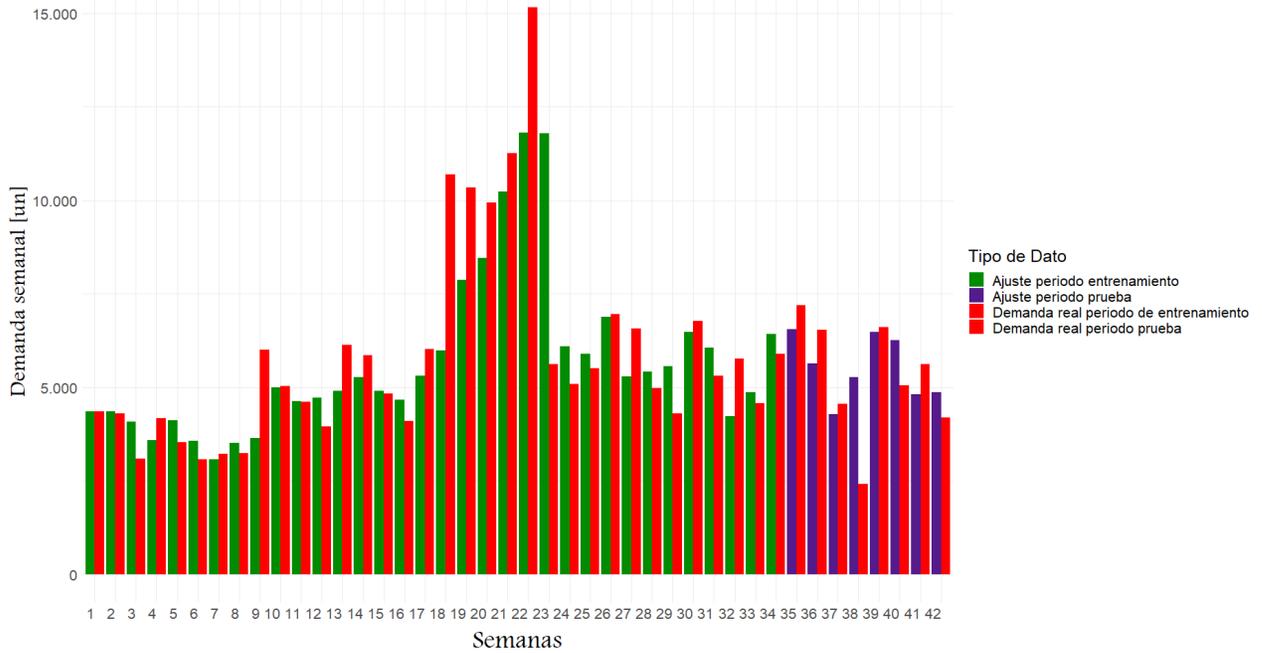


Figura 7.19 Serie de tiempo demanda semanal real, ajuste del modelo y proyección del modelo para la sección ALMACÉN. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Se puede observar que el modelo no se adapta bien a los peak de demandas que se producen desde finales del mes de abril hasta fines de mayo, así como tampoco de los peak que se producen por las particularidades de los productos, como lo fue la sección CARNICERÍA, que no toma el peak de septiembre debido al aumento de la demanda por fiestas patrias.

Tabla 7.4 Resultados pronóstico de demanda con modelo ARIMA secciones.

	Demanda semanal promedio real periodo de prueba	Demanda semanal promedio pronosticada periodo de prueba	MAPE
GALLETAS Y GOLOSINAS	1391	1288	0,2149544
PANIFICADOS	474	513	0,2364037
ALMACEN	5264	5518	0,2548037
CARNICERIA	164	145	0,2569129
PASTAS	204	217	0,264902
PERFUMERÍA	1278	1430	0,2665061
LACTEOS	3168	3230	0,2757858
LIMPIEZA	3390	3557	0,2823828
ROTISERÍA / PLATOS PREPARADOS	30	29	0,2939935
BOTILLERÍA/GASEOSAS	1758	1776	0,3062513
PASTELERIA	166	193	0,3214497
QUESERÍA	975	924	0,3403977
AUTOMOTOR	23	25	0,3592291
SECCION FARMACIA	46	29	0,3730666
FRUTAS Y VERDURAS	2549	3156	0,3734267
JUGUETERÍA	70	63	0,3795472
SECCION FIAMBRERIA	510	549	0,3807949
VINOS	272	249	0,4124722
COCKTAIL	1126	1211	0,4132813
MASCOTAS	142	182	0,4323276
LIBRERÍA	67	50	0,434446
POLLOS	418	515	0,4726682
CERDO Y CORDERO	117	89	0,4762724
PESCADERIA	274	284	0,4880047
SECCION MESA Y TERRAZA	64	60	0,4982254
SECCION MUEBLES	1	0	0,5
LICORES	95	94	0,5392339
CONGELADOS	1254	1124	0,5598681
FERRETERIA	28	38	0,5608092
PILETAS Y PARRILLAS	31	8	0,5816204
FAB.FIAMBRES	46	12	0,6028007
SECCION COCINA	262	312	0,6035917
PANADERÍA PROPIA	72	107	0,7477192
ELECTRÓNICA	2	4	0,9583333
ACCESORIOS DEJARDÍN	8	7	1,1098901
DECO ORGANIZACIÓN	75	88	1,1604866
TEXTIL VESTUARIO	7	7	1,3070707
DEPORTES /TIEMPO LIBRE	6	7	1,8714782
ELECTRODOMÉSTICOS	14	39	2,0011062
NUEVAS TECNOLOGIAS	4	10	2,2433712
CAMA\, BAÑO\, KIDS\, MALETAS	31	64	2,6990769
ELECTROHOGAR	1	7	3,1666667

Los resultados del modelo de predicción son deficientes, los MAPE son altos, sin embargo, los peores resultados se dan en grupos de productos que tienen tiempos de caducidad altos. Lo que sugiere controlar estos errores con altos niveles de inventario para adaptarse a la variabilidad.

7.2.4 Desagregación de la predicción de Demanda de Sección a SKU

La desagregación de la predicción de demanda se realiza teniendo en cuenta la demanda total de cada producto durante el año 2019. Con esta información se pudo generar una tasa de participación de la demanda de cada SKU en su respectiva sección. Esta tasa es igual a la cantidad demandada durante el año del SKU dividido por la cantidad de productos demandados durante el año en la sección. La demanda semanal de cada SKU será igual al producto entre la tasa de participación de ventas de cada SKU en su sección y la demanda semanal de esa sección.

$$D_{SKU} = D_{SECCION} * TPV_{SKU_SECCION}$$

Donde D_{SKU} es la demanda semanal estimada del SKU, $D_{SECCION}$ es la demanda semanal estimada de la sección y $TPV_{SKU_SECCION}$ es la tasa de participación de la demanda de cada SKU en su respectiva sección. A continuación, se presentan los resultados de la desagregación para los 30 SKU con la demanda pronosticada más alta.

Tabla 7.5 Resultados desagregación de demanda de los SKU con mayor demanda pronosticada.

	ítem	Sección	Demanda anual ITEM	Demanda anual sección	Porcentaje ítem en sección	Pronóstico	Pronóstico SKU
1	Zapallo italiano un	Frutas y verduras	14.779	196.081	7,54%	3.156	238
2	Jugo inst, livean 7gr	Botillería/gaseosas	36.220	345.131	10,49%	1.776	186
3	Limon malla 1 kg	Frutas y verduras	8.590	196.081	4,38%	3.156	138
4	Pepino ensalada un	Frutas y verduras	8.467	196.081	4,32%	3.156	136
5	Yoghurt light colun 125gr	Lácteos	20.733	573.054	3,62%	3.230	117
6	Yoghurt colun batido 125gr	Lácteos	20.695	573.054	3,61%	3.230	117
7	Champiñon bandeja 200gr	Frutas y verduras	6.987	196.081	3,56%	3.156	112
8	Pimiento rojo un	Frutas y verduras	6.465	196.081	3,3%	3.156	104
9	Toalla nova ultra mr 32 mt 2un	Limpieza	7.647	283.311	2,7%	3.557	96
10	Palta hass malla 1 kg	Frutas y verduras	5.738	196.081	2,93%	3.156	92
11	Arroz miraflores g1 largo lam 1kg	Almacén	7.809	559.453	1,4%	5.518	77
12	Zanahoria bolsa 1 kg	Frutas y verduras	4.768	196.081	2,43%	3.156	77
13	Carne molida vacuno 5% 500g prodj	Carnicería	7.110	13.478	52,75%	145	76
14	Papa malla 2kgs,	Frutas y verduras	4.560	196.081	2,33%	3.156	73
15	Agua benedictino bid 6,5lt	Botillería/gaseosas	13.577	345.131	3,93%	1.776	70
16	Atun lomito agua jumbo 120 gr dr	Almacén	7.006	559.453	1,25%	5.518	69
17	Atun lomito agua jumbo 120g dr	Almacén	6.947	559.453	1,24%	5.518	69
18	Cebolla malla 3un	Frutas y verduras	4.184	196.081	2,13%	3.156	67
19	Pech desh pollo iqf super 700 gr	Pollos	5.047	39.381	12,81%	515	66
20	Queso rallado colun parmesano 80 gr	Quesería	5.443	76.985	7,07%	924	65
21	Choclo m, verde grano cong, 500 g	Congelados	7.087	124.441	5,69%	1.124	64
22	Pimiento verde un	Frutas y verduras	3.935	196.081	2,01%	3.156	63
23	Leche descremada colun 1l	Lácteos	11.142	573.054	1,94%	3.230	63
24	Compota mifrut manzana 90 gr dr	Almacén	6.342	559.453	1,13%	5.518	63
25	Alcachofa americana un	Frutas y verduras	3.702	196.081	1,89%	3.156	60
26	Lechuga hidrop, española punto azul un	Frutas y verduras	3.662	196.081	1,87%	3.156	59
27	Aceite maravilla chef 1 lt	Almacén	5.818	559.453	1,04%	5.518	57
28	Jugos vivo 7grs,	Botillería/gaseosas	11.089	345.131	3,21%	1.776	57
29	Galleta mckay mini morocha 50gr	Galletas y golosinas	7.732	176.616	4,38%	1.288	56
30	Cif crema blanco c/microparticulas 750gr	Limpieza	4.439	283.311	1,57%	3.557	56

7.3 Cálculo del volumen del inventario de cada SKU

El inventario de la dark store busca mantener el proceso de picking funcionando sin quiebres de stock, para así evitar la salida de shoppers a la sala de clientes presenciales. Un quiebre de stock dentro de la dark store no implica directamente una venta perdida, ya que puede que el SKU se encuentre en la sala de clientes presenciales, pero sí implica agregar un tiempo significativo al picking.

El inventario será igual a la suma del pronóstico de demanda semanal con el “stock de seguridad”, dividido por 7, ya que solo se busca satisfacer la demanda diaria. La demanda semanal que se utiliza es igual a la demanda semanal pronosticada en el apartado 7.2. Mientras que el cálculo del stock de seguridad se muestra en esta sección.

Como es claro, no se pueden incluir dentro de la dark store todos los SKU ofrecidos por el canal online, es por esta razón que se eliminan todos los SKU que tienen un pronóstico de demanda semanal menor a 0.5 unidades o, mejor dicho, una unidad cada dos semanas, puesto que todos los SKU que están en ese segmento de demanda semanal suman cerca de 20.000, reduciendo la lista de 26.122 a 6.938 SKU. Se puede concluir sin un análisis profundo que no alcanza el espacio para incluir a los 6.938 SKU. Este paso reduce significativamente el tiempo de cálculo de las distintas variables y parámetros necesarios para determinar el inventario. Esta es una primera reducción, ya que más adelante se ajustará la lista de SKU a la capacidad de espacio de la dark store

7.3.1 Stock de seguridad

Para poder aplicar la fórmula del stock de seguridad se debe validar que la demanda de cada SKU distribuye normal. Para esto, se realiza un ajuste de distribuciones utilizando el software R. Se ajustaron los datos de la demanda semanal con la distribución normal, log-normal y gamma para finalmente comparar cuál de estas 3 distribuciones se ajusta mejor a los datos de cada producto. A continuación, se muestran los ajustes de las distribuciones para algunos de los SKU dentro de las secciones más importantes en términos de demanda anual por SKU.

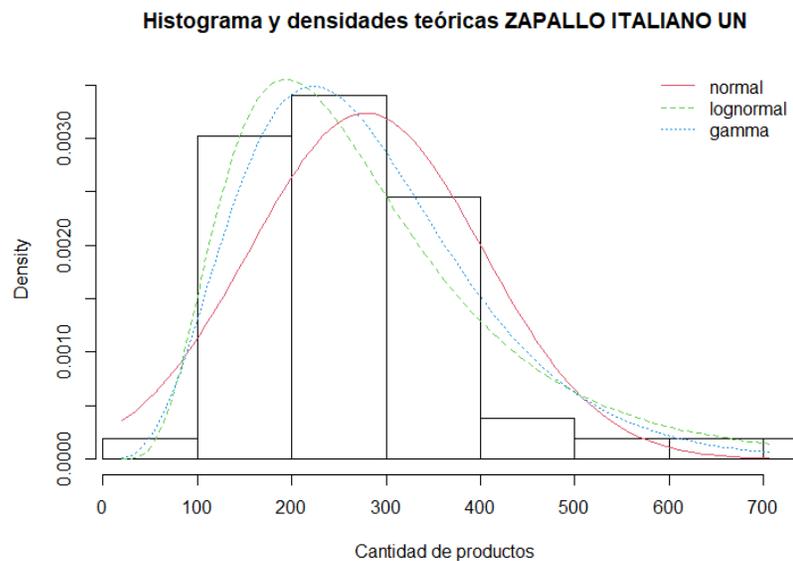


Figura 7.20 Ajuste de distribuciones para la demanda semanal año 2019 Zapallo italiano. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Histograma y densidades teóricas CARNE MOLIDA VACUNO 5% 500G PROD.

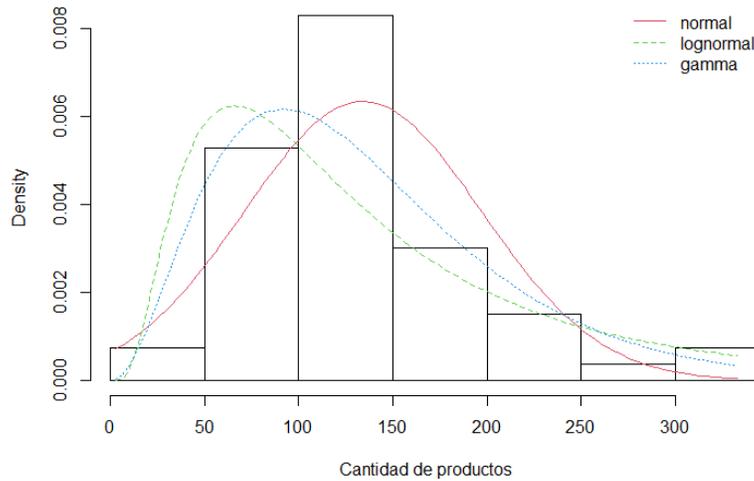


Figura 7.22 Ajuste de distribuciones para la demanda semanal año 2019 de Carne molida vacuno 5% 500 gramos. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Histograma y densidades teóricas ARROZ MIRAFLORES G1 LARGO LAM 1KG

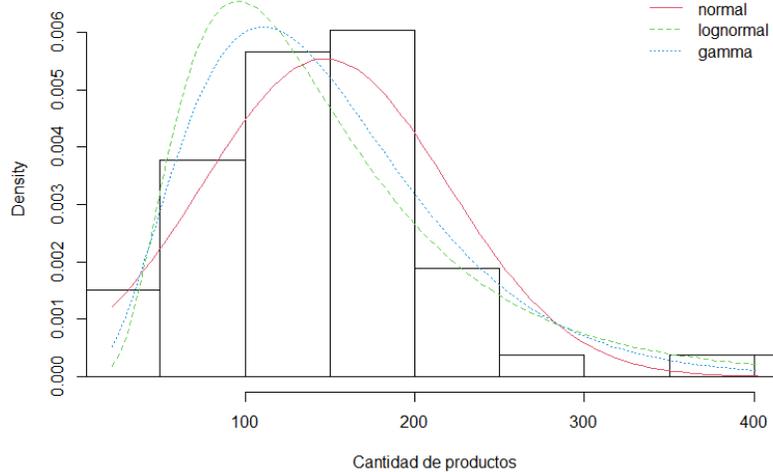


Figura 7.21 Ajuste de distribuciones para la demanda semanal año 2019 del Carne molida vacuno 5% 500 gramos. Jumbo la Reina (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Los resultados² muestran que utilizando el indicador de log-verosimilitud o log-likelihood se obtiene que para el 92.98% de los SKU la distribución que ajusta mejor a los datos es la normal. Además, utilizando el indicador AIC el 91.81% ajusta mejor con la distribución normal.

² En el anexo 13.3 se muestra un extracto de los resultados de los ajustes de las distribuciones.

Para el cálculo del stock de seguridad se utiliza la fórmula (1) descrita en el apartado 4.3 ingresando los datos de la desviación estándar de la demanda semanal real del periodo enero a octubre del año 2019. Se toma como supuesto que el lead es igual a cero, porque la reposición de productos es on demand, es decir, los inventarios de SKU se monitorean continuamente para poder reponer los productos antes de que se generen quiebres de stock. Esto es posible porque Jumbo cuenta con una bodega de mayor tamaño donde se mantiene un stock para periodos más largos. El supuesto del lead time igual a cero es fuerte, ya que, si este no se cumple, se tendría que aumentar el stock de seguridad para hacerse cargo también de la demanda mientras llegan los productos solicitados. Lo anterior implica que la cantidad de SKU dentro de la dark store disminuye, lo que a su vez aumenta la probabilidad que el SKU que esté en la orden no se encuentre en la dark store y por lo tanto se aumentaría el tiempo de picking.

Un quiebre de stock dentro de la dark store no implica directamente una venta perdida, ya que, si un SKU no está, se puede ir a la sala de clientes presenciales, y si no está ahí se puede llamar al cliente para ofrecer un producto sustituto. Es por esta razón que se define un nivel de servicio bajo igual a 90% lo que se traduce en un factor de servicio (Z) igual a 1.29. De esta manera se privilegia tener más SKU dentro de la dark store con inventarios más pequeños, lo que aumenta la probabilidad de quiebres de stock en la dark store pero aumenta la cantidad de SKU que se pueden ingresar al mix.

Finalmente, el inventario es igual al pronóstico de demanda semanal más la desviación estándar de la demanda semanal real del periodo enero a octubre del año 2019 multiplicado por el factor de servicio igual a 1.29, todo eso dividido por 7. A continuación, se muestra un extracto de los resultados del cálculo del inventario.

Tabla 7.6 Extracto resultados cálculo inventario

	ítem	Sección	Pronostico SKU	Desv. Estándar semanal SKU	SS	Inventario semanal	inventario diario
1	Zapallo italiano un	Sección frutas y verduras	238	127	164	402	57
2	Jugo inst, livean 7gr	Sección botillería/gaseosas	186	477	616	802	115
3	Limon malla 1 kg	Sección frutas y verduras	138	112	144	282	40
4	Pepino ensalada un	Sección frutas y verduras	136	67	87	223	32
5	Yoghurt light colun 125gr	Lácteos	117	175	226	343	49
6	Yoghurt colun batido 125gr	Lácteos	117	257	332	449	64
7	Champiñon bandeja 200gr	Sección frutas y verduras	112	97	125	237	34
8	Pimiento rojo un	Sección frutas y verduras	104	54	70	174	25
9	Toalla nova ultra mr 32 mt 2un	Sección limpieza	96	80	104	200	29
10	Palta hass malla 1 kg	Sección frutas y verduras	92	80	103	195	28
11	Arroz miraflores g1 largo lam 1kg	Almacén	77	73	95	172	25
12	Zanahoria bolsa 1 kg	Sección frutas y verduras	77	39	50	127	18

Tabla 7.7 Porcentaje de Stock de seguridad (SS) con respecto al Inventario utilizado en cada sección.

Secciones	% SS en Inventario
ALMACEN	80%
CAMA\; BAÑO\; KIDS\; MALETAS	76%
CARNICERIA	66%
DECO ORGANIZACIÓN	62%
LACTEOS	79%
PASTAS	74%
PASTELERIA	70%
PESCADERIA	75%
ROTISERÍA / PLATOS PREPARADOS	77%
SECCIÓN ACCESORIOS DEJARDÍN	87%
SECCIÓN AUTOMOTOR	82%
SECCIÓN BOTILLERÍA/GASEOSAS	85%
SECCIÓN CERDO Y CORDERO	73%
SECCION COCINA	80%
SECCIÓN COCKTAIL	76%
SECCIÓN CONGELADOS	82%
SECCIÓN DEPORTES /TIEMPO LIBRE	75%
SECCIÓN ELECTRODOMÉSTICOS	72%
SECCIÓN ELECTROHOGAR	79%
SECCIÓN ELECTRÓNICA	80%
SECCIÓN FAB,FIAMBRES	89%
SECCION FARMACIA	87%
SECCIÓN FERRETERIA	81%
SECCION FIAMBRERIA	76%
SECCIÓN FRUTAS Y VERDURAS	67%
SECCIÓN GALLETAS Y GOLOSINAS	82%
SECCIÓN JUGUETERÍA	59%
SECCIÓN LIBRERÍA	95%
SECCIÓN LICORES	81%
SECCIÓN LIMPIEZA	75%
SECCIÓN MASCOTAS	86%
SECCION MESA Y TERRAZA	78%
SECCION MUEBLES	100%
SECCIÓN NUEVAS TECNOLOGIAS	84%
SECCIÓN PANADERÍA PROPIA	61%
SECCIÓN PANIFICADOS	71%
SECCIÓN PERFUMERÍA	78%
SECCIÓN PILETAS Y PARRILLAS	89%
SECCIÓN POLLOS	64%
SECCIÓN QUESERÍA	76%
SECCIÓN TEXTIL VESTUARIO	88%
SECCIÓN VINOS	77%

7.4 Ingreso de SKU a la dark store

Los SKU de la dark store se escogen considerando la demanda semanal y el volumen. Se espera que los SKU ingresados sean los de mayor demanda, sin embargo, es importante considerar el espacio que ocupa cada uno, ya que, si el tamaño de los SKU aumenta, entonces disminuye la capacidad de la dark store en términos de cantidad de SKU. Se descarta el criterio de mayores ingresos por volumen ya que algunos productos muy caros pueden estar sobre representados y algunos productos baratos subrepresentados, la dark store tiene como objetivo reducir los tiempos de picking, y la cantidad de órdenes de pedido está más relacionado a la demanda semanal que a las ventas

Para el ingreso de SKU en la dark store se debe tener en cuenta el tipo de almacenamiento, ya que, aunque hubiese espacios disponibles en la dark store estos pueden no ser los adecuados. Se cuenta con una base de datos donde se puede encontrar el ancho, alto, profundidad y tipo de mueble de cada SKU. Dentro de los tipos de muebles están: Muebles producto seco, pallets, panadería, muebles refrigerados, muebles congelados y bins para frutas y verduras. A continuación, se muestra la capacidad máxima de cada tipo de mueble en la dark store.

Tabla 7.8 Capacidad de tipos de muebles.

Tipo mueble	N Gondolas	V unitario [m3]	Espacio Total [m3]
Muebles Producto seco	312	1	312
Pallet	59	1	59
Bins	60	0,8	48
Refrigerados	22	1	22
Congelados	7	1	7
Panadería	7	1	7
TOTAL	461	-	455

El proceso de elección es el siguiente:

- Se ordenan los SKU por demanda por volumen decreciente
- Los SKU se escogen de a uno y se agregan al conjunto de los SKU que comparte su tipo de mueble
- Se deja de ingresar al conjunto cuando se ocupa el 95% del espacio disponible del tipo mueble ya que no se toman en cuenta variables de forma
- Se repite el paso por cada tipo de mueble

Una vez elegido el mix de productos se cuenta con una cantidad de 4.051 SKU que son incluidos en la dark store, estos productos son de 33 secciones.

Tabla 7.9 Extracto de los resultados de la elección del mix de productos

Item	Altura	Ancho	Profundidad	Tipo mueble	Inventario necesario	Ancho ocupado	Cantidad de góndola a utilizar
Carbon para asados ailencutral premium	40,0	22,5	17	Seco	195	372,94	2,87
Papel higienico elite dh 30mt 16un	21,5	42,5	22	Seco	76,5	43,61	2,75
Papel higienico elite dh 50mt 18un	32,0	27,6	40,8	Seco	53	28,69	2,30
Toalla nova clasica 12.5m 3un	20,5	32,5	11,5	Seco	132	35,24	1,90
Agua benedictino bid 6.5lt	37	16,5	15	Seco	173	16,73	1,65
Papel hig.elite dh 30mt 8un	21,5	23	23	Seco	75	26,10	1,53
Carbon beef maker 2,5 kg tradic.	43,5	21	13,5	Seco	195	197,44	1,50
Papa premium granel	29,7	29,3	24,3	Bins ffv	52,5	46,84	1,44
Papa malla 2kgs.	29,7	29,3	24,3	Bins ffv	52	35,69	1,43
Toalla nova ultra mr 32 mt 2un	20,5	27	14,5	Seco	81	28,31	1,22
P.higienico scott rindemax 27.5mt 8un	19,5	25	25	Seco	45	29,30	1,08
Papel hig.confort dh 50mt 8un	19,2	27,4	28,8	Seco	34	31,94	1,03
Toalla elite deco mr 22.5mt 2un	20,5	27	14	Seco	68	30,60	0,99
Cerv cusquena 4.8g bot 330cc	21	18	12,7	Seco	108	23,74	0,95
Papel higienico confort dh 27mt 24un	28,5	44,4	23,6	Seco	23	50,21	0,93
Papel hig elite soft strong 25mt 8un	21,2	32,2	24,2	Seco	27	40,46	0,81
Papel higienico confort dh 27mt 8un	19	22,6	23,6	Seco	39	27,37	0,80
Papa souffle malla 2 kgs.	33	27	27	Frio ffv	28	42,53	0,79
Papa baby 1 kg	20	30	30	Bins ffv	22,5	126,56	0,78
Cerv budweiser 5.0g bot 355cc	23,2	18,7	12,5	Seco	84	27,27	0,76
P.h.elite soft&strong th 25mts 24un	42,4	36,3	22,6	Seco	23	39,31	0,73
Cerv heineken 5.0g bot 330cc	23,2	18,5	12	Seco	84	27,42	0,72
Agua bidon pure life 6 lt	35,5	14,8	15,5	Seco	78	15,43	0,69
Toalla papel scott multiuso 9.5mt 3un	20,8	31	11	Seco	52	36,94	0,68
Toalla nova extra 12.5mt 3un	21	30,5	11	Seco	52	36,35	0,67
Cerv heineken 5.0g lata 350cc	12,3	19,8	13,2	Seco	132	26,95	0,66
Cerv budweiser 5.0g lata 355cc	20,1	18,8	14,9	Seco	60	26,27	0,65
Lechuga escarola bolsa un	21,9	20,7	17,6	Frio ffv	42	27,26	0,59
Leche descremada colun 1l	18,3	9,5	6,5	Seco	246	9,74	0,58
Cerv cusqueña golden bot 330cc x 24	22	26	38	Seco	15	52,93	0,57
Bebida coca cola lata light 350 cc	12,3	20	13,4	Seco	108	25,84	0,56
Bebida coca cola zero lata 350cc	12,3	20	13,4	Seco	108	25,84	0,56
Cerv escudo 5.5g lata 350cc	12,3	19,8	13,2	Seco	108	29,40	0,54
Papel hig.elite dh 30mt 4un	21,5	21,5	12	Seco	54	26,79	0,54
Alim perro masterdog carne 15kg	14	47	65	Seco	15	71,60	0,54
Limón orgánico malla 1 kg	20	23	20	Bins ffv	30	28,75	0,53

Tabla 7.10 Cantidad de SKU por Tipo de mueble.

Tipo de Mueble	Cantidad SKU
Bins	170
Muebles producto seco	2477
Pallet	217
Congelados	276
Panadería	80
Refrigerados	836
Total general	4056

Tabla 7.11 Cantidad de SKU ingresados en la dark store por secciones comparado con la cantidad de SKU por sección ofrecidos por el canal online durante el 2019.

Secciones	Cantidad de SKU Dark Store	Cantidad SKU Canal Online	Porcentaje SKU en Dark Store
Almacén	1018	3384	30%
Sección limpieza	588	1758	33%
Lácteos	400	955	42%
Sección botillería/gaseosas	307	1236	25%
Sección perfumería	278	3193	9%
Sección cocktail	220	1326	17%
Sección congelados	175	456	38%
Sección galletas y golosinas	173	1387	12%
Sección frutas y verduras	170	612	28%
Sección quesería	138	510	27%
Sección fiambres	109	326	33%
Sección panificados	75	208	36%
Sección pollos	54	65	83%
Sección farmacia	51	289	18%
Pescadería	44	165	27%
Pastas	34	226	15%
Pastelería	31	308	10%
Sección librería	31	2039	2%
Sección vinos	24	1102	2%
Sección cerdo y cordero	21	27	78%
Sección licores	21	459	5%
Sección mascotas	18	587	3%
Sección panadería propia	14	74	19%
Rotisería/Platos preparados	12	84	14%
Carnicería	10	10	100%
Sección cocina	10	1001	1%
Sección ferretería	7	197	4%
Sección fábrica fiambres	6	19	32%
Sección juguetería	4	1234	0%
Sección nuevas tecnologías	3	97	3%
Sección automotor	2	94	2%
Sección piletas y parrillas	2	38	5%
Sección deportes /tiempo libre	1	226	0%

8 PICKING Y SLOTTING DE LA DARK STORE

Una vez escogido el mix de productos se procede con el modelamiento y optimización de la localización de estos dentro del almacén. Se debe considerar la relación que existe entre slotting y picking, ya que se busca una distribución de los productos de tal manera que se minimicen los tiempos de recolección de pedidos.

8.1 Order picking

El proyecto se enfoca en el armado de pedidos para los clientes online, los productos ofrecidos por Jumbo son de tamaño pequeño a mediano, hay productos perecibles y no perecibles y algunos necesitan condiciones de almacenamiento especiales como los refrigerados o congelados. Además, las órdenes de pedido de los clientes son pequeñas girando en torno a los 45 SKU, siempre manejables en un carro de supermercado. Como política de la empresa se usa un sistema de baja tecnología, la recolección la hacen personas caminando que solo están a cargo de una orden de pedido a la vez y dentro de la dark store pueden transitar por todos los pasillos en ambas direcciones. Este sistema de preparación de pedidos corresponde al Picker to parts de bajo nivel.

8.2 Heurística de frecuencia de interacción

El slotting se clasifica como una decisión táctica o de mediano plazo, ya que no se requieren inversiones grandes. La infraestructura requerida para el almacenaje de productos, que es la inversión más grande, permite contar con una gran cantidad de posiciones y proporciona flexibilidad suficiente para adaptarse a los cambios en la demanda, además, dada la incertidumbre del mercado producto de la pandemia y la crisis social, predecir la demanda de un periodo más largo, reduce significativamente la precisión.

Para determinar el slotting se utiliza la política de asignación Cube per order Index (COI) y la heurística de frecuencia de interacción, ambas descritas en el marco teórico en las secciones 4.7.2 y 4.7.3 respectivamente. La primera tiene como objetivo que el SKU con la frecuencia de orden más alta se ubique en el lugar más cercano al punto de entrada y salida del depósito, mientras que la segunda utiliza esa asignación como condición inicial para incluir la interacción de productos en las ordenes de pedidos y de esta manera dejar cerca entre si los SKU que tengan una alta demanda conjunta.

Para determinar las posiciones de los productos se siguen los pasos descritos en la 4.7.6. A continuación se muestra el paso a paso:

- Paso 0: Los SKU escogidos para la dark store se agrupan en 150 categorías³. Estas categorías están definidas por la empresa y tienen la finalidad de fundamentalmente relacionar los productos por el tipo de almacenamiento. Se determina el espacio que ocupa cada categoría, sumando los volúmenes del inventario de cada SKU perteneciente a esa categoría.
- Paso 1: Se determinan las popularidades y las frecuencias de interacción de las 150 categorías elegidas en las órdenes de pedido realizadas entre la primera semana de septiembre (semana 36) y la segunda semana de octubre (semana 42). Las popularidades están representadas en un vector de largo 150x1 y las frecuencias de interacción una matriz de 150x150. En el Anexo 13.5 se un extracto de las popularidades y en el anexo 13.6 un extracto de las frecuencias.
- Paso 2: Se determinan las distancias de la ruta específica entre dos puntos cualquiera de la zona de almacenamiento, además se cuenta con el tipo de mueble y la capacidad máxima de cada posición dentro del almacén. A continuación, se muestra el grafo referenciando los puntos donde se efectúa el picking, incluyendo los puntos de entrada y salida de la zona de almacenamiento.

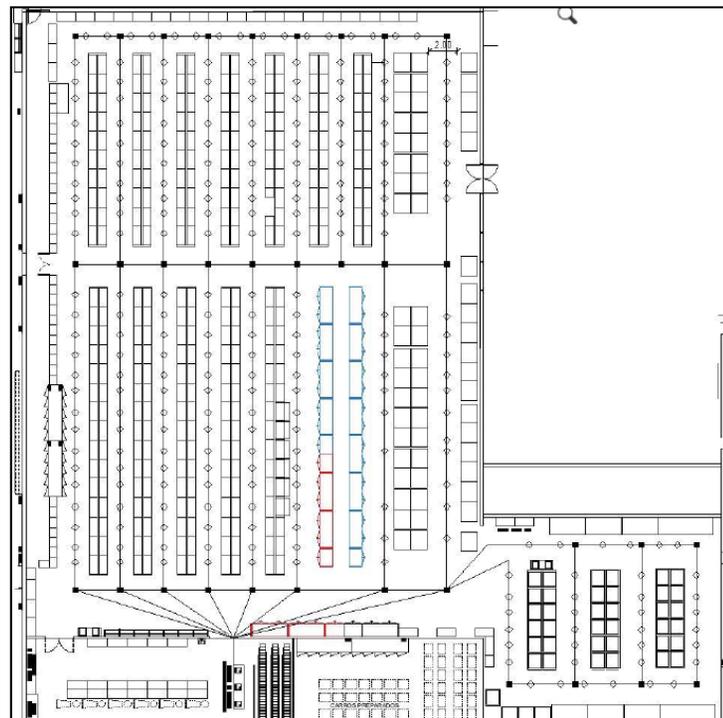


Figura 8.1 Grafo con las posiciones de recolección en la dark store.

³ En el anexo 13.4 se muestran las categorías utilizadas

- Las posiciones blancas, representadas mediante un rombo, son las posiciones desde las cuales el shopper alcanza los productos.
- Como se puede ver en el grafo, las posiciones blancas incluyen a más de una góndola, algunas incluso con más de un tipo de almacenamiento. En los casos donde una posición comparta dos góndolas con distintos tipos de almacenamiento, se duplica la posición repitiendo las rutas específicas con las demás posiciones. De esta manera se puede separar cada posición por tipo de almacenamiento.
- Las posiciones negras, representadas mediante un cuadrado, son las denominadas 'posiciones ficticias'. Estas posiciones son las que conectan los pasillos principales y los transversales, tienen capacidad 0.
- El origen, indica el punto de salida y retorno de los operarios. Cada ruta que realice el picker para recolectar uno o varios pedidos, debe empezar y terminar en este punto del almacén.
- Las líneas negras representan la conexión entre posiciones, es decir, desde un determinado punto sólo se puede alcanzar los puntos que estén unidos a este por una línea negra. De este modo, si se quiere recoger un producto de una posición determinada y otro de una posición que no es consecutiva a esta última, se deberá necesariamente visitar posiciones en las que no se almacene ningún producto demandado.
- En total hay 306 posiciones incluyendo las disponibles para almacenar productos, las duplicadas, las ficticias y el origen. El pasillo puede utilizarse en ambas direcciones.

Como se puede notar, cada posición contiene a más de una góndola, pero están separadas por tipo de almacenamiento.

- Paso 3: Se determina la ubicación de todos los productos aplicando una asignación de almacenamiento de COI. Para esto se ordenan las categorías de mayor a menor popularidad y se van asignando las posiciones más cercanas al punto de inicio del picking, respetando los tipos de almacenamientos requeridos. La popularidad más alta es de la categoría Frutas y verduras con un valor de 7.003 órdenes de pedido durante el año, la más baja es de Conservas de paté con un valor de 12 órdenes de pedido.
- Paso 4: Solo se seleccionan las categorías que tienen una frecuencia de interacción muy baja con todas las demás categorías y se asignan en la dark store según la heurística COI, en este caso se seleccionan las categorías Afeitado, Cumpleaños y Perfumes y colonias. Al asignar los productos solitarios debo descontar la capacidad de las posiciones escogidas.

- Paso 5: Luego se ordenan las frecuencias de interacción de mayor a menor.
- Paso 6: Se escogen en orden las categorías con mayor frecuencia de interacción f_{ij} . Si las categorías i y j ya han sido asignadas, se pasa a la siguiente frecuencia de interacción. De lo contrario, pueden ocurrir dos situaciones:
 - Las categorías i y j no se han asignado:
 - Se crea para la categoría i un conjunto A_i y para la categoría j un conjunto A_j con las ubicaciones permitidas. Luego se agrega la ubicación obtenida por la política de asignación COI de la categoría i al conjunto A_i y la ubicación obtenida por la política de asignación COI de la categoría j al conjunto A_j . Se comprueban las distancias desde la ubicación asignada por la política COI hasta el punto de entrada y salida del depósito para ambas categorías (d_{i0} y d_{j0}). Para la categoría i se escogen ubicaciones libres x que cumplan $(1 - \beta)d_{i0}^r \leq d_{x0}^r \leq (1 + \beta)d_{i0}^r$ dado un factor β igual 0.01 y se van agregando al conjunto A_i . Solo se consideran las ubicaciones tal que el tipo de mueble cumpla con las características de la categoría. Una vez que el conjunto A_i se ha llenado con las ubicaciones permitidas, se ejecuta el mismo procedimiento para el conjunto A_j . Luego, elegimos las ubicaciones del producto i y j de los conjuntos A_i y A_j de manera que d_{ij}^r sea mínima.
 - Se ha asignado el producto i o el producto j . Aplicamos el mismo procedimiento que en a., Pero ahora la ubicación de un producto ya está fija. Por lo tanto, es necesario crear un conjunto de ubicaciones permitidas para un solo producto. Si no se puede encontrar una ubicación adecuada, se procesa la siguiente frecuencia de interacción.
- Después de procesar todos los f_{ij} , algunos productos podrían permanecer sin asignar, porque sus ubicaciones permitidas ya están ocupadas por otros productos. Las frecuencias de pedidos de productos no asignados se clasifican en orden decreciente y se determinan las ubicaciones libres que cumplen con el tipo de mueble requerido.

8.3 Clasificación ABC según el layout

Para poder visualizar mejor los resultados de la heurística se realiza la distinción de las zonas más accesibles respecto a la ubicación de la zona de preparación de pedidos según una clasificación ABC. Las zonas A+ y A son las de menor tiempo de acceso. La zona B representa una zona intermedia y las zonas D y C representan los lugares de almacenaje más alejados respecto del inicio. En la figura 8.2 se muestra el layout con la clasificación. Dada esta identificación de las zonas, las categorías de productos con mayor demanda fueron ubicadas en las zonas A y A+ del layout.

A continuación, se muestran las categorías asignadas a cada zona de la clasificación ABC.

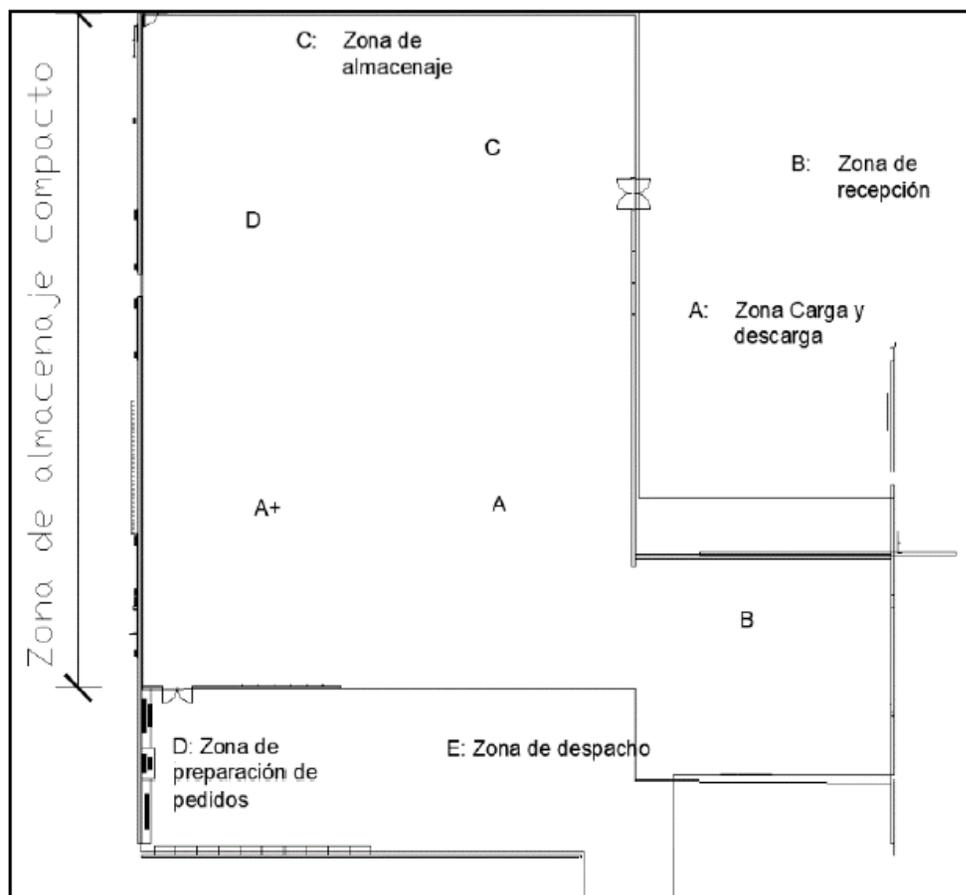


Figura 8.2 Layout con la clasificación ABC.

Tabla 8.1 Resultados categorías de productos asignadas a la clasificación A+.

Categoría	Clasificación ABC	Tipo de Mueble	N góndolas	Cantidad SKU
Refrescos polvo y Concentrados	A+	Muebles producto seco	8	54
Yogurt y Postres	A+	Refrigerados	2	182
Galletas Dulces	A+	Muebles producto seco	15	97
Fideos	A+	Muebles producto seco	15	87
Aguas	A+	Muebles producto seco	7	47
Nectar y Jugos Líquidos	A+	Muebles producto seco	9	61
Conservas de Pescado	A+	Muebles producto seco	8	31
Hipoclorito	A+	Muebles producto seco	4	51
Salsas de Tomate	A+	Muebles producto seco	5	39
Cereales	A+	Muebles producto seco	10	95
Jabones	A+	Muebles producto seco	10	64
Conservas de Fruta	A+	Muebles producto seco	5	33
Arroz	A+	Muebles producto seco	8	28
Aceites	A+	Muebles producto seco	8	50
Galletas Saladas	A+	Muebles producto seco	8	44
Harinas	A+	Muebles producto seco	7	20
Leches UHT y Bebidas Vegetales	A+	Refrigerados	1	97
Cervezas	A+	Refrigerados	1	49
Quesería	A+	Refrigerados	2	137
Untables	A+	Refrigerados	1	43
Repostería	A+	Refrigerados	1	23
Jugos Frescos	A+	Refrigerados	1	17
Pescadería Fresca	A+	Refrigerados	1	11

Tabla 8.2 Resultados categorías de productos asignadas a la clasificación A.

Categoría	Clasificación ABC	Tipo de Mueble	N góndolas	Cantidad SKU
Carnes Rojas	A	Refrigerados	2	70
Pollos	A	Refrigerados	2	38
Sopas y Cremas	A	Muebles producto seco	3	46
Bolsas para Basura	A	Muebles producto seco	2	33
Bebidas Gaseosas	A	Pallet	10	69
Conservas de Verduras	A	Muebles producto seco	2	31
Fiambrería Env	A	Refrigerados	1	49
Toallas Desinfectantes	A	Muebles producto seco	1	18
Condimentos	A	Muebles producto seco	3	50
Legumbres	A	Muebles producto seco	2	36
Aseo Cocina	A	Muebles producto seco	2	52
Postres	A	Refrigerados	1	29
Chocolates	A	Muebles producto seco	2	36
Ambientales Hogar	A	Muebles producto seco	2	36
Papel Higiénico	A	Pallet	14	34
Lavavajilla	A	Muebles producto seco	2	35
Mermeladas	A	Muebles producto seco	3	42
Huevos	A	Muebles producto seco	4	31
Verduras Congeladas	A	Congelados	1	66
Higiene Capilar	A	Muebles producto seco	4	67
Perfumería Infantil	A	Muebles producto seco	2	47
Té, Hierbas y Yerba Mate	A	Muebles producto seco	3	43
Toalla Papel	A	Pallet	10	20
Cremas de Leches Percibibles	A	Muebles producto seco	2	17
Snacks	A	Pallet	12	67
Salsas y Aderezos	A	Muebles producto seco	3	45
Platos Preparados	A	Refrigerados	0,5	27
Hamburguesas y Proteínas	A	Congelados	0,5	45
Nutrición Infantil	A	Muebles producto seco	1	24
Pan Envasado	A	Panadería	4	66
Higiene Bucal	A	Muebles producto seco	2	44
Café	A	Muebles producto seco	2	40
Vienesas y Parrilleros	A	Refrigerados	1	37
Conservas Lácteas	A	Muebles producto seco	0,5	8
Limpiadores de Cocina	A	Muebles producto seco	1	22
Infusiones Frias	A	Refrigerados	0,5	4
Pates y Pastas	A	Muebles producto seco	1	11
Conservas de Pate	A	Muebles producto seco	0,5	1
Fiambrería Granel	A	Refrigerados	2	15
ROTISERÍA y PLATOS PREPARADOS	A	Refrigerados	1	6
Aceitunas y Encurtidos	A	Refrigerados	1	2
Pescadería Congelada	A	Congelados	1	43
Helados	A	Congelados	1	43
Cerdo	A	Congelados	1	21
Comidas Congeladas	A	Congelados	0,5	23
Panadería Propia	A	Panadería	2	14
Pavos	A	Congelados	0,5	11
Pulpas y Frutas Cong.	A	Congelados	0,5	14
Pan Congelado	A	Congelados	0,5	8
Hielo	A	Congelados	0,5	2

Tabla 8.3 Resultados categorías de productos asignadas a la clasificación B y C.

Categoría	Clasificación ABC	Tipo de Mueble	N góndolas	Cantidad SKU
Frutas y Verduras	B	Bins	60	170
Frutos Secos	B	Muebles producto seco	3	23
Frutas Secas y Deshidratadas	B	Muebles producto seco	2	17
Limpiadores de Pisos	C	Muebles producto seco	3	29
Accesorios y Aparatos de Limpieza	C	Muebles producto seco	1	29
Pañuelos y Toallas Faciales de Papel	C	Muebles producto seco	1	11
Pastas Terceros	C	Muebles producto seco	2	34
Limpiadores de Baños	C	Muebles producto seco	2	17
Librería	C	Muebles producto seco	3	38
Perros	C	Muebles producto seco	2	13
Vinagres	C	Muebles producto seco	1	17
Leches en Polvo	C	Muebles producto seco	2	16
Pañales Bebé	C	Muebles producto seco	3	28
Higiene Íntima femenina	C	Muebles producto seco	2	23
Incontinencia y Toallas Húmedas Adulto	C	Muebles producto seco	1	22
Limpiadores de Vidrios	C	Muebles producto seco	1	11
Puré Instantáneo	C	Muebles producto seco	2	5
Conservadores Cocina	C	Muebles producto seco	1	15
Conservas de Mariscos	C	Muebles producto seco	1	7
Couscous	C	Muebles producto seco	1	5
Espumantes y Sidras	C	Muebles producto seco	2	10
Edulcorantes	C	Muebles producto seco	1	15
Dulce Leche y Manjar	C	Muebles producto seco	1	11
Afeitado	C	Muebles producto seco	1	20
Desodorantes	C	Muebles producto seco	1	11
Gatos	C	Muebles producto seco	2	7
Coloración y Styling	C	Muebles producto seco	1	15
Gomitas	C	Muebles producto seco	1	7
Semillas	C	Muebles producto seco	1	6
Depilacion Femenina	C	Muebles producto seco	1	11
Pastelería Propia	C	Muebles producto seco	1	15
Fosforos	C	Muebles producto seco	1	6
Comida Etnica	C	Muebles producto seco	1	6
Accesorios Médicos	C	Muebles producto seco	1	9
Accesorios de Baño	C	Muebles producto seco	1	5
Ferretería	C	Muebles producto seco	1	8
Cocteles	C	Muebles producto seco	1	6
Miel	C	Muebles producto seco	1	4
Pisco	C	Muebles producto seco	2	5
Menaje y Textil Cocina	C	Muebles producto seco	1	4
Parrillas y Accesorios	C	Muebles producto seco	2	2
Lustramuebles	C	Muebles producto seco	2	7
Panadería Envasa	C	Muebles producto seco	3	4
Camping	C	Muebles producto seco	1	1
Dulce de Leche / Manjar	C	Muebles producto seco	1	2
Fiambrería Seca	C	Muebles producto seco	2	5
Sémolas	C	Muebles producto seco	1	2
Licores	C	Muebles producto seco	1	4
Crema / Mantequillas de Maní	C	Muebles producto seco	1	4
Cuidado Integral	C	Muebles producto seco	1	4
Piscinas	C	Muebles producto seco	1	2
Insecticidas Hogar	C	Muebles producto seco	1	2
Ceras y Quitaceras	C	Muebles producto seco	1	4

Tabla 8.4 Resultados categorías de productos asignadas a la clasificación D.

Categoría	Clasificación ABC	Tipo de Mueble	N góndolas	Cantidad SKU
Servilletas	D	Pallet	7	19
Bebidas Isotonicas	D	Pallet	6	8
Detergentes Ropa	D	Muebles producto seco	4	50
Vinos	D	Muebles producto seco	5	18
Caldos y Bases	D	Muebles producto seco	3	21
Encurtidos	D	Muebles producto seco	4	26
Sal	D	Muebles producto seco	3	19
Complementos de Lavado	D	Muebles producto seco	3	23
Azúcar	D	Muebles producto seco	3	18
Vegetariano y Vegano	D	Muebles producto seco	3	16
Suavizante	D	Muebles producto seco	3	16
Saborizante de Leche	D	Muebles producto seco	2	12
Pastelería Envasada	D	Muebles producto seco	3	19
Dulce de Membrillo / Camote	D	Muebles producto seco	1	2
Vela	D	Muebles producto seco	1	3
PASTAS_FRESCAS	D	Muebles producto seco	1	5
Bebidas Energeticas	D	Muebles producto seco	1	2
Automotor	D	Muebles producto seco	1	2
Tintas/Toner	D	Muebles producto seco	1	2
Cumpleaños	D	Muebles producto seco	1	2
Hierbas Frescas y Secas	D	Muebles producto seco	2	3
Bizcochos	D	Muebles producto seco	2	1
Limpiadores Específicos	D	Muebles producto seco	1	3
Malvaiscos	D	Muebles producto seco	1	2
Juguetes	D	Muebles producto seco	2	3
Check out	D	Muebles producto seco	1	1
Pastas Fábrica	D	Muebles producto seco	2	2
Perfumes y Colonias	D	Muebles producto seco	1	1
Caramelos	D	Muebles producto seco	1	1
Whisky	D	Muebles producto seco	1	1
Impresoras	D	Muebles producto seco	1	1
Organizadores Hogar	D	Muebles producto seco	1	1
Bronceadores y Bloqueadores	D	Muebles producto seco	1	1

9 SIMULACIÓN

Se espera simular el proceso de picking el cual tendrá lugar en la dark store y en la sala de clientes presenciales dependiendo de si la primera incluye los SKU solicitados en la orden. El objetivo de la simulación es determinar el impacto que tiene la implementación de la dark store, la elección del mix de productos y el slotting en el tiempo del proceso de picking. El tipo de simulación que se realiza es determinístico y se basa en la información de las órdenes de pedido de un determinado periodo.

9.1 Definición del sistema

Para poder llevar a cabo la simulación se definen como variables de decisión el mix de productos y el slotting de la dark store. Por otro lado, las variables respuesta son el tiempo de picking, el número de veces que sale un shopper de la dark store para completar el pedido y la cantidad de shopper necesarios para completar las órdenes del día. Estas variables serán al mismo tiempo las medidas de desempeño. Para la simulación se consideran 3 escenarios:

1. Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
2. Elección del mix de productos aleatorio y slotting entregado por la heurística de frecuencia de interacción
3. Elección del mix de productos con criterio de mayor demanda por volumen y slotting aleatorio

La simulación de cada uno de los escenarios se lleva a cabo en 5 etapas, las cuales se describen a continuación:

1. Definición del mix de productos: En esta etapa se definen los SKU que serán ingresados a la dark store.
2. Definición del slotting: Aquí se define la disposición de los SKU dentro de la dark.
3. Clasificación de SKU según almacén: Se clasifican todos los SKU dependiendo si está en la dark store o en la sala de clientes presenciales.
4. Cálculo de rutas óptimas para el picking: Con las ubicaciones de los SKU que se ingresan en la dark store y las órdenes de pedido de un periodo determinado, se resuelve el problema de programación entera mixta que determina las rutas más cortas de recolección de las órdenes de pedido escogidas.
5. Cálculo de las variables respuesta: Con los resultados anteriores más los supuestos de las velocidades de desplazamiento promedio y las penalizaciones por salir de la dark store, se calculan los valores de las variables respuesta.

La simulación será completamente computacional, para llevarla a cabo se utiliza el software R, un ambiente de programación gratis y de código abierto formado por un

conjunto de herramientas muy flexibles que pueden ampliarse fácilmente mediante paquetes, librerías o definiendo funciones propias.

Como datos de entrada para la simulación se utilizan las órdenes de pedido del día 5 de octubre del 2020. Se usan los datos de un día porque la cantidad de órdenes es suficiente para tener resultados robustos, y cómo la simulación no agrega variabilidad, sólo importan las órdenes de magnitud y no el valor exacto. Además, se establece el supuesto de que, si el producto no tiene stock en la dark store, si tendrá stock en la sala de clientes presenciales, sin embargo, se penaliza el tiempo de picking, descontando 120 segundos como base más 90 segundos por SKU fuera de la dark store. Finalmente, se asume que la velocidad a la que camina un shopper es de 5 km/h promedio y que la duración de la jornada diaria es de 16 horas (7:00 a 23:00 hrs) con dos turnos de 8 horas.

A continuación, se presenta un esquema que muestra las etapas de la simulación.

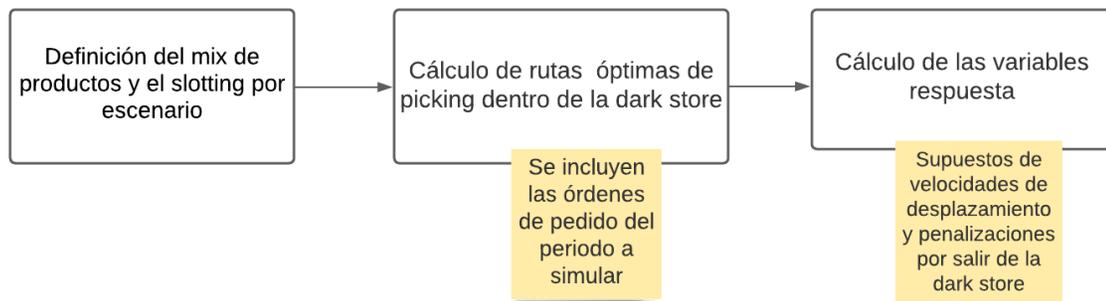


Figura 9.1 Diagrama del proceso de simulación.

9.2 Definición del mix de productos y el slotting por escenario

A partir de los resultados de la elección del mix de productos y su posterior asignación dentro de la dark store, se construye una tabla resumen que muestra el promedio de demanda diaria por volumen de cada zona de clasificación ABC para cada escenario.

Tabla 9.1 Promedio demanda diaria por volumen de los escenarios a simular clasificados por criterio ABC.

	Promedio demanda semanal por volumen [un/m3]		
Clasificación ABC	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
A+	15,6	10,5	8,8
A	13,6	8,5	13,2
B	11,2	7,1	11,2
C	5,2	3,2	6,8
D	2,1	1,3	7,3

Como se puede observar en la tabla 9.1, en el escenario donde la elección del mix de productos es aleatorio y el slotting se define a partir de la heurística de frecuencia de interacción, (escenario 2) el promedio de demanda diaria por volumen de los productos ingresados en la dark store disminuye con respecto al escenario óptimo (escenario 1), sin embargo, se mantiene la tendencia de dejar los productos con mayor demanda en las zonas más cercanas a la zona de embalaje. Mientras que en el escenario donde se mantiene el mix de productos óptimo, pero se define el slotting de forma aleatoria (escenario 3) el promedio de demanda diaria por volumen de los productos ingresados en la dark store se distribuye de forma más homogénea en las distintas zonas de la clasificación ABC.

9.3 Cálculo de rutas óptimas para el picking por escenario

Parte importante de la simulación es saber las rutas recorridas por los shopper al momento de recolectar una orden de pedido. Se asume que la recolección de pedidos que ejecute el shopper será guiada por una aplicación que muestra la ruta óptima obtenida por la solución al problema de programación entera mixta que calcula el recorrido de coste mínimo (en términos de distancias) del picking de esa orden. A continuación, se muestra la definición del problema.

Supuestos del problema:

- Se utilizan las mismas ubicaciones y distancias del layout presentados en la figura 8.1 en el apartado 8.2
- Como las órdenes de pedido utilizadas contienen todos los productos ofrecidos por el canal online de Jumbo, para esta simulación solo se incluirán los productos que se incluyeron en la dark store.

- Mezclar y dividir pedidos ahorra tiempo a la hora del picking, pero aumenta de manera significativa la cantidad de errores. Por tanto, no se divide una orden en más de un shopper, ni tampoco un shopper puede tomar más de una orden.
- El picker puede visitar las posiciones más de una vez, pero deberá llegar a dicha posición por distintos caminos cada vez que se visite.
- Puede haber más de un SKU en una posición.

Conjuntos de datos

Conjunto P: Hace referencia al conjunto de productos existentes en el almacén. Todos ellos tienen un espacio de almacenamiento asignado y conocido.

Conjunto L: Hace referencia al conjunto de localizaciones (posiciones en el centro del pasillo) desde las cuales el shopper puede alcanzar una serie determinada de productos ubicados a ambos lados. En el grafo que define el problema, los nodos serán un conjunto compuesto de dicho conjunto de localizaciones L además de localizaciones adicionales:

- El nodo origen, representado por la de preparación de pedidos, que será punto de partida y de retorno para todos los carros utilizados.
- Una serie de localizaciones artificiales que conectan los nodos del conjunto L para formar el layout del almacén, pero desde los cuales no se alcanza ningún producto.

Conjunto D: Es la matriz que contiene todas las distancias entre las localizaciones de los productos.

Conjunto O: Es el conjunto de todas las órdenes de pedido. La cantidad de filas de la matriz es igual al número de órdenes de pedido y la cantidad de columnas es igual la cantidad de SKU ingresados en la dark store. Cada elemento de la matriz es un número binario, que es igual a 1 si el SKU de la columna j está en la orden de pedido de la fila k y 0 si no.

Conjunto A: Es una matriz de dimensión $P \times L$ que representa la asignación de categorías de productos en las locaciones. Cada elemento de la matriz es un número binario que es igual a 1 si el producto i se ubica en la locación j .

Variables que intervienen en el problema

X_{ij} : Variable binaria. Su valor es 1 cuando el shopper se desplaza de la posición i a la j .

Y_i : Variable binaria que indica si el shopper visita la posición i

Restricciones

Si el producto está en la orden el shopper debe visitar la posición del pedido

$$Y_i = O_{kj} * A_{ij} \quad \forall i \in L, \forall j \in P, \forall k \in \{1, \dots, \# \text{órdenes de pedido}\}$$

Hay que asegurar de que, si un producto es solicitado, entonces el nodo que contiene ese producto debe ser visitado al menos una vez por shopper.

$$\sum_{j=1}^L X_{ij} \geq Y_i \quad \forall i \in L$$

Para asegurar la continuidad de flujo en el grafo cada carro que alcance un nodo i por alguno de sus arcos debe abandonar el mismo.

$$\sum_{i=1}^L X_{ij} = \sum_{i=1}^L X_{ji} \quad \forall j \in L$$

Los shopper deben comenzar su ruta desde el origen, definida como s y deberán terminar su ruta en la misma posición.

$$\sum_{i=1}^L X_{is} = 1$$

Función Objetivo

$$\min \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^L D_{ij} X_{ij}$$

Al resolver el problema por cada orden, se obtienen las rutas más cortas para recolectar los productos de esa orden.

9.4 Cálculo de las variables respuesta

Se cuenta con las distancias óptimas recorridas por los shopper en cada orden de pedido realizando solo el picking de los productos que se incluyen en la dark store. Con esta información, más el supuesto de que la velocidad a la que camina un shopper es de 5 km/h promedio, se obtiene el tiempo que demora un shopper en recorrer la dark store por cada orden de pedido. Luego con el detalle de todos los SKU que no estaban en la dark store y considerando la penalización de tiempo dependiendo de la cantidad de SKU faltantes, se puede estimar el tiempo que se demora el shopper en completar el pedido. Con lo anterior, también se puede determinar directamente el número de SKU por los que el shopper sale de la dark store para completar una orden. Finalmente, sabiendo el detalle de cada orden, incluyendo cuánto dura el picking y cuál es el número de órdenes del día, y asumiendo que la duración de la jornada diaria es de 16 horas (7:00 a 23:00 hrs) se determina la cantidad de shopper que se necesitan para satisfacer la demanda diaria.

El resumen de los resultados de la simulación de los distintos escenarios se presenta en la siguiente tabla.

Tabla 9.2 Resultados de las variables respuesta entregados por la simulación por escenario.

Escenario	Tiempo picking Promedio por órdenes [min]	Tiempo fuera de la dark store Promedio por órdenes [min]	Tasa de salida de la dark store	Número de salidas de la dark store promedio por órdenes [un]	Número de shopper requeridos [un]
a	38.5	7.3	19%	3.5	17
b	58.3	18.8	34%	11.2	25
c	49.1	7.3	15%	3.5	21
Sin dark store	49	-	-	-	21

Se observa que el mejor de los escenarios es cuando se optimiza tanto la elección del mix de productos como el slotting. Con esta simulación se obtiene un resultado de tiempos de picking que al compararlos con los tiempos de picking sin dark store, obtenidos en base a los datos de los pedidos del año 2019 proporcionados por jumbo4, se disminuye de 49 minutos a 38.5 minutos, es decir, 21.4%. Sin embargo, no se puede concluir directamente que ese ahorro de tiempo se debe a la mejora del proceso o si se debe a los posibles errores en la simplificación del modelo. No obstante, la comparación entre los escenarios simulados si puede ser concluyente, ya que las simplificaciones se asumen en todos los escenarios. Los resultados muestran que es más relevante optimizar la elección del mix de productos que el slotting de los productos elegidos, lo cual se explica porque al dejar productos con alta demanda fuera de la dark store se penaliza más seguido las salidas y las distancias recorridas dentro de la dark store son mucho menores que las distancias recorridas en la sala presencial. Al tener un buen mix de productos sin preocuparnos por el slotting aumenta la necesidad de shoppers en 4 diarios, mientras que al no enfocarse en la elección del mix de productos y preocuparse solo del slotting, esta necesidad aumenta en 8 shoppers diarios.

10 CONCLUSIONES

El mayor aporte del trabajo realizado se encuentra en la generación de una metodología que permite estructurar la forma de abordar el problema de la asignación de productos en una dark store, con enfoque de optimización cuantitativa. Si bien, la metodología contiene métodos heurísticos que no aseguran el óptimo global, se puede llegar a encontrar soluciones que mejoran la situación actual.

En primera instancia fue posible realizar la proyección de demanda utilizando el modelo ARIMA para las secciones a los que pertenece cada SKU. Sin embargo, la estimación de demanda de cada SKU se calcula desagregando la proyección de demanda de las secciones utilizando directamente demandas históricas. Se determina que esta proyección no entrega resultados precisos, los MAPE de todas las secciones son mayores a 25%, con un promedio de 71.4%, lo que es esperable dado el contexto donde se tomaron los datos. El año 2019, sobre todo después de octubre, fue de mucha incertidumbre y el comportamiento de la demanda cambió significativamente.

Luego, al definir el nivel de inventario con un nivel de servicio del 90%, el porcentaje del inventario correspondiente al stock de seguridad en promedio es del 79%, lo que se condice con la necesidad de hacerse cargo de la gran variabilidad de la demanda en el periodo donde se obtuvieron los datos.

Al elegir el mix de productos de la dark store se puede notar que, a excepción de las secciones de carne refrigerada, el porcentaje de SKU ingresado a la dark store es en promedio 16% de los SKU que se ofrecen por el canal online, lo que sugiere que son pocos los productos que concentran la demanda.

Además, se logra resolver el problema de asignación con el método heurístico de frecuencia de interacción. Este método es sencillo y muy eficaz cuando se clasifican los productos en una cantidad razonable de categorías.

Finalmente, se cumple el objetivo de simular el proceso de picking en los tres escenarios planteados, lo que permite concluir, con una probabilidad no despreciable, que la implementación de una dark store siguiendo la metodología propuesta disminuye los tiempos de picking promedio en un 21.4% con respecto al escenario sin dark store, esta reducción de tiempos permite disminuir en 4 la cantidad de shoppers contratados. Además, se concluye que la elección del mix de productos es más relevante que un buen slotting, ya que, si bien las distancias recorridas dentro de la dark store con un mal slotting son largas, se pierde más tiempo saliendo del almacén, sin embargo, de igual forma realizar un buen slotting impacta positivamente en el tiempo de picking, ya que sin este no vale la pena implementar la dark store, ya que no se genera ahorro por la cantidad de shoppers contratados.

11 RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Cada vez más tiendas de retail, en particular los supermercados, están implementando dark stores, la razón, es más eficiente manejar los pedidos online con un almacén exclusivo. Si bien, cuando hay mucha congestión, las dark stores pueden ser habilitadas todavía para los clientes presenciales, el creciente reemplazo de clientes presenciales por clientes online hace pensar que en un futuro no muy lejano no sea necesario. Esto significa que el sistema de picking utilizado podría cambiar, ya que se puede adaptar el espacio para implementar sistemas más automatizados, que agilicen y optimicen el picking, reduciendo errores gracias a la disminución de intervención humana.

El sistema de picking más adecuado sigue siendo el Picker to Parts, pero se pueden reemplazar los shopper por robots que recolecten los pedidos en góndolas inteligentes. Esto podría generar cambios en la política de picking actual, como por ejemplo que un robot pueda ir a buscar más de un pedido, o que más de un robot vaya a buscar un pedido, haciendo el picking aún más eficiente.

Con respecto al estimación del inventario, queda como propuesto realizar los cálculos con otros niveles de servicio, para estimar el punto de inflexión que establece el equilibrio entre la cantidad de SKU que se ingresan en la dark store y las salidas de la dark store producto de los quiebres de stock que minimizan los tiempos de picking.

Finalmente, queda como propuesto simular utilizando una cantidad mayor de días en los mismos escenarios planteados, ya que esto permite generar variabilidad de los resultados. Se sugiere que los días escogidos sean tomados de manera que representen los cambios que se dan a lo largo del año.

12 BIBLIOGRAFÍA

Cencosud S.A. (2019) Memoria Anual Integrada 2019. Obtenido de <http://investors.cencosud.com/Spanish/inversionistas/informacion-financiera/memorias-anales/default.aspx>

La Tercera PM. (17 de Julio del 2020). La renovada carrera por la última milla bajo la pandemia. Obtenido de <https://www.latercera.com/la-tercera-pm/noticia/la-renovada-carrera-por-la-ultima-milla-bajo-la-pandemia/Y4LD3GLHWNDPPMKZ5L2BCHNHA4/>

Banco Central de Chile (2020). PIB Real por actividad económica. Obtenido de <https://si3.bcentral.cl/estadisticas/Principal1/Excel/CCNN/trimestrales/excel.html>

Cámara Nacional de Comercio Servicios y Turismo de Chile (2020). Ventas Supermercados por región – Mayo 2020. Obtenido de <https://www.cnc.cl/wp-content/uploads/2020/07/Ventas-de-Supermercados-por-Regi%C3%B3n-Base-2014-Mayo-2020-03-7-2020.pdf>

Cámara de Comercio de Santiago 2019. Sentimiento de los consumidores Nov 2019. Obtenido de <https://www.ecommerceccs.cl/estudio-del-sentimiento-de-los-consumidores-nov-2019/>

Bigné, E., & Andreu, L. (2004). Emociones, satisfacción y lealtad del consumidor en entornos comerciales. *Distribución y consumo*, (76), 77-87.

Henríquez Cheuquepil, E. G. (2014). Determinación de la asignación y localización de los productos en la zona de impulsivos, para una tienda de conveniencia.

White, S. A. (2004). *Introduction to BPMN*. Ibm Cooperation.

Garrido Perez, D. D. C. (2019). Plan de negocios para la creación de empresa de servicio de despacho a domicilio de tiendas de moda.

Pulso de La Tercera. (14 de Agosto del 2020). ¿Walmart, Falabella? Quién gana y quién pierde con el acuerdo Cencosud-Cornershop. Obtenido de <https://www.latercera.com/pulso/noticia/walmart-falabella-quien-gana-y-quien-pierde-con-el-acuerdo-cencosud-cornershop/H624JRDSKV7PPVA6BAFH6HVHU/>

Diario Financiero. (13 de agosto 2020). Cencosud firma alianza con Cornershop: ofrecerá sus productos por la aplicación a nivel regional y desarrollarán tiendas oscuras. Obtenido de https://df.cl/noticias/empresas/retail/cencosud-firma-alianza-con-cornershop-ofrecera-sus-productos-por-la/2020-08-13/093323.html?utm_mc=Jyax5LDHTyCCSos3Jw4rQDRbSg8v7Lni9bWmuFtO8JQ

Lee, C. F., & Lee, A. C. (2006). *Encyclopedia of Finance*. USA, ISBN.

Shumway, R., & Stoffer, D. (2006). ARIMA Models. In Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples (Second Edition, pp. 84–173). Springer New

Chávez Quisbert, N. (1997). Modelos Arima. Revista Ciencia y Cultura, (1), 23-30.

Martínez, D. R., Albin, J., Cabaleiro, J., Pena, T., Rivera, F., & Blanco, V. (2009). El Criterio de Información de Akaike en la Obtención de Modelos Estadísticos de Rendimiento. In Conference: XX Jornadas de Paralelismo.

Kass, R. E., & Raftery, A. E. (1995). Bayes factors. Journal of the American Statistical Association, 90(430), 773-795.

Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. Annals of Statistics, 6(2), 461-464.

Durbin, J., & Watson, G. S. (1950). Testing for serial correlation in least squares regression: I. Biometrika, 37(3/4), 409-428.

Hernández Guerra, C. (2017). Diseño y aplicación de slotting para mejorar la productividad de picking en un centro de distribución.

Dallari, F., Marchet, G., & Melacini, M. (2009). Design of order picking system. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 42(1-2), 1-12.

Aguilar Santamaría, P. A. (2012). Un modelo de clasificación de inventarios para incrementar el nivel de servicio al cliente y la rentabilidad de la empresa. Pensamiento & Gestión, (32), 142-164.

Goetschalckx, M., & Ashayeri, J. (1989). Classification and design of order picking. Logistics World.

Cos, J. P. (1998). Manual de Logística Integral. Madrid: Ediciones Díaz de Santos.

VC.RU (2 de abril 2020). Por qué debería pensar en la implementación del formato "dark store" y lo que se necesita. Obtenido de <https://vc.ru/trade/117110-pochemu-sleduet-zadumatsya-o-realizacii-formata-dark-store-i-cto-dlya-etogo-potrebuetsya>

Shaleva, O. (2020). ENSURING SOCIO-ECONOMIC EFFICIENCY OF RETAIL IN THE CONDITIONS OF CRISIS ON THE BASIS OF THE DARK STORE FORMAT. Збірник наукових праць ЛОГОΣ, 14-16.

Castillo, E., Conejo, A. J., Pedregal, P., García, R., & Alguacil, N. (2002). Formulación y Resolución de Modelos de Programación Matemática en Ingeniería y Ciencia.

De Armas, J. (2013) Problemas de corte: métodos exactos y aproximados para formulaciones mono y multi objetivo.

Shekhawat, A., Poddar, P., & Boswal, D. (2009). Ant colony optimization algorithms: introduction and beyond. Department of Computer Science and Engineering, Indian Institute of Technology, Bombay, India.

Frazelle, E. H. (1999). The Language of Logistics. Logistics Resources International.

Mantel, R.J., Heragu, S.S. and Schuur, P.C. (2007), "Order Oriented Slotting: A new assignment strategy for warehouses", European Journal of Industrial Engineering, Vol. 1, No. 3, pp. 301-316

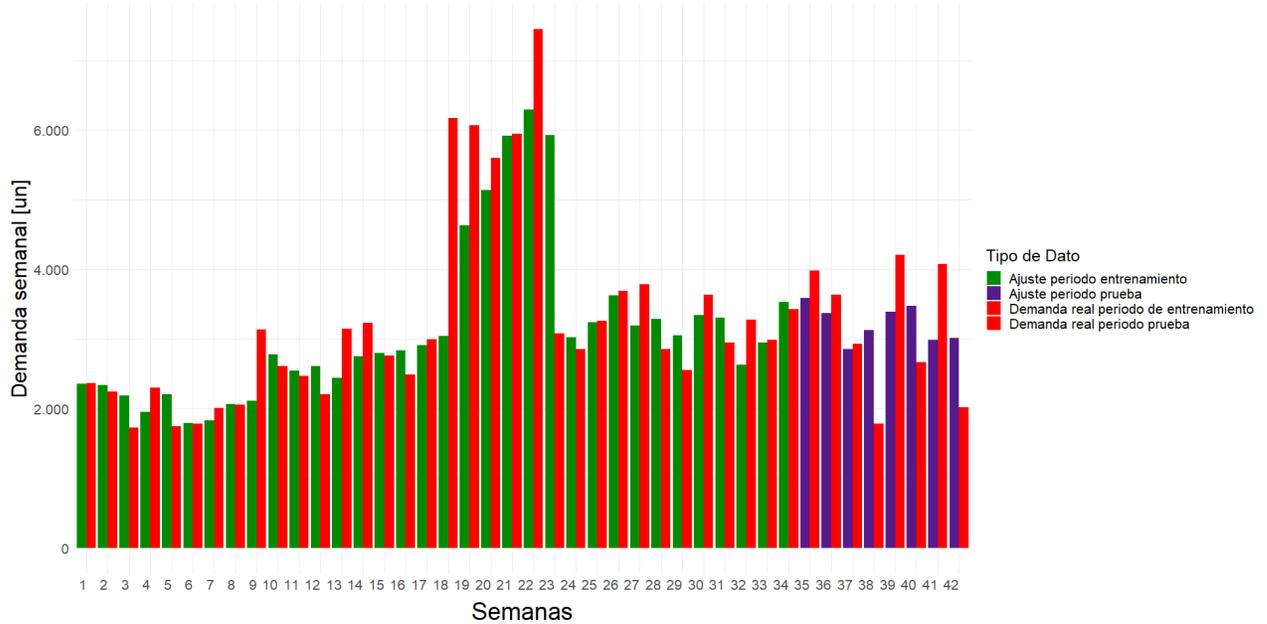
13 ANEXOS

13.1 Serie temporal para LACTEOS

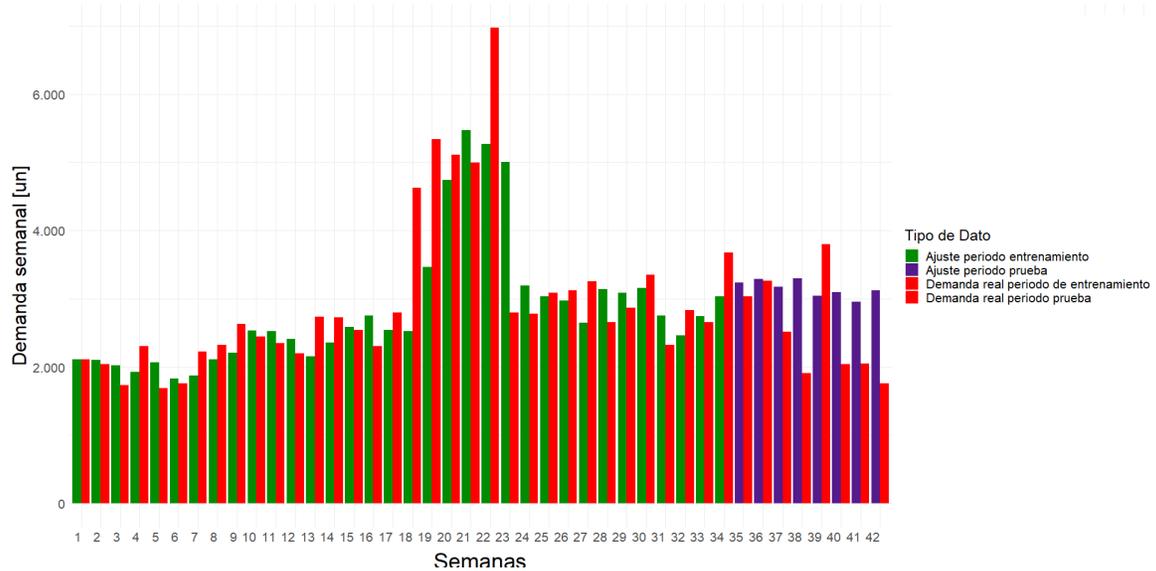
	▲ semama ▾	frecuencia ▾		▲ semama ▾	frecuencia ▾
1	1	2874		26	3681
2	2	2121		27	3695
3	3	1815		28	2781
4	4	2284		29	2980
5	5	1741		30	3434
6	6	1684		31	2925
7	7	2074		32	3213
8	8	2276		33	3058
9	9	3226		34	3550
10	10	2415		35	3882
11	11	2365		36	3592
12	12	2329		37	2703
13	13	3369		38	2260
14	14	3074		39	3744
15	15	2725		40	3554
16	16	2478		41	3212
17	17	3165		42	1728
18	18	6685		43	2135
19	19	6028		44	2085
20	20	5434		45	2642
21	21	6826		46	2480
22	22	6269		47	2631
23	23	3000		48	2805
24	24	2951		49	2542
25	25	3265		50	2095
26	26	3681		51	2601
				52	2075

13.2 Series de tiempo demanda semanal real, ajuste del modelo y proyección del modelo secciones

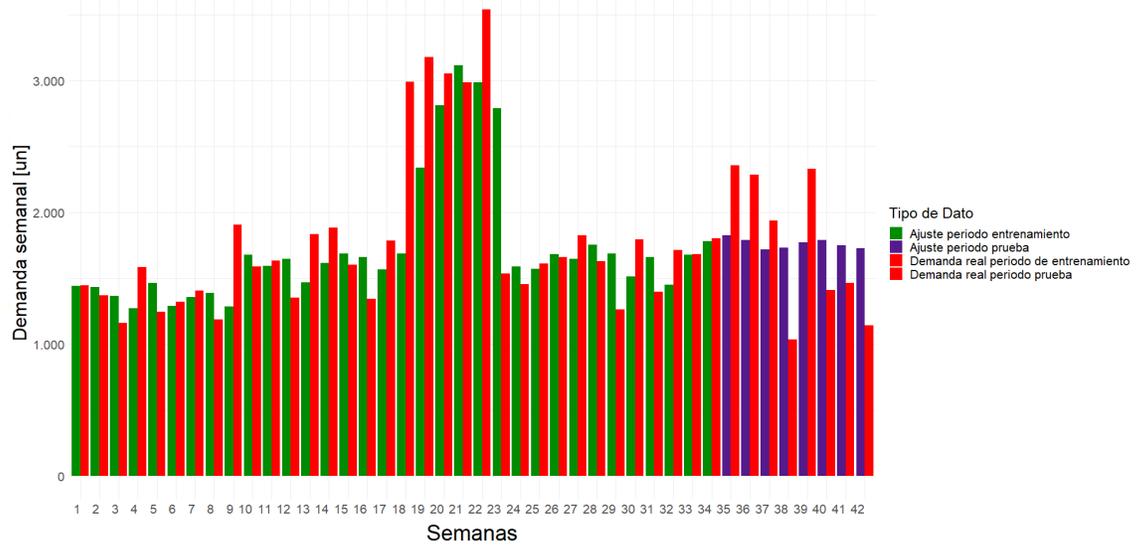
Serie de tiempo demanda semanal LACTEOS: Jumbo la Reina (Canal online)



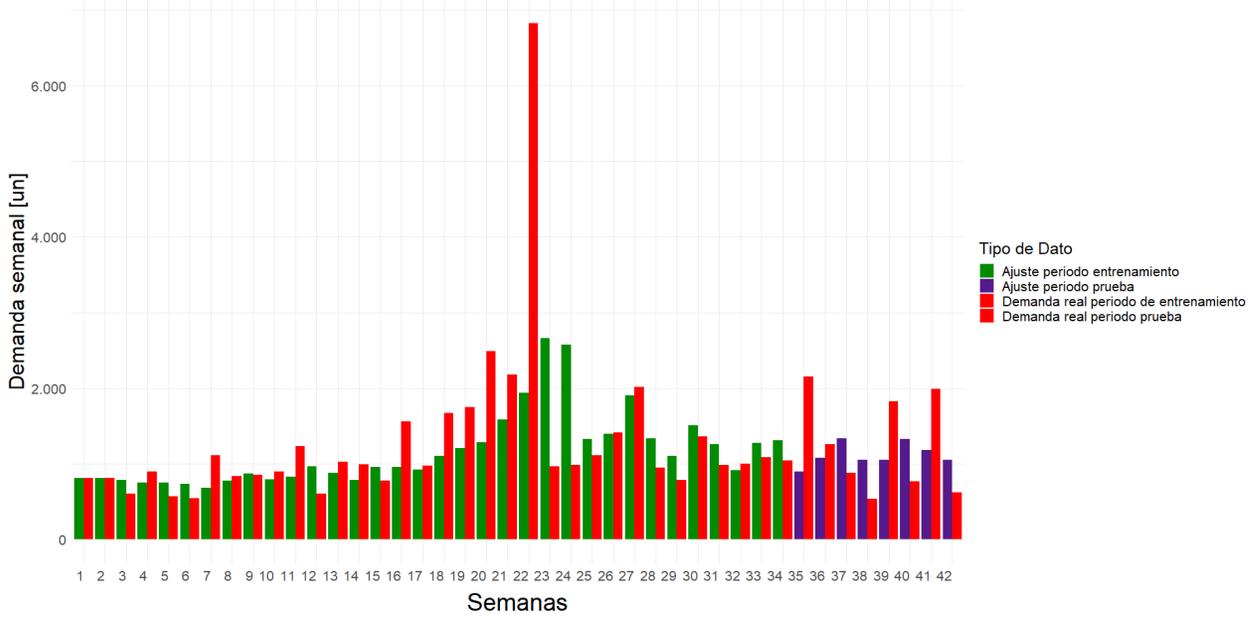
Serie de tiempo demanda semanal SECCION FRUTAS Y VERDURAS: Jumbo la Reina (Canal online)



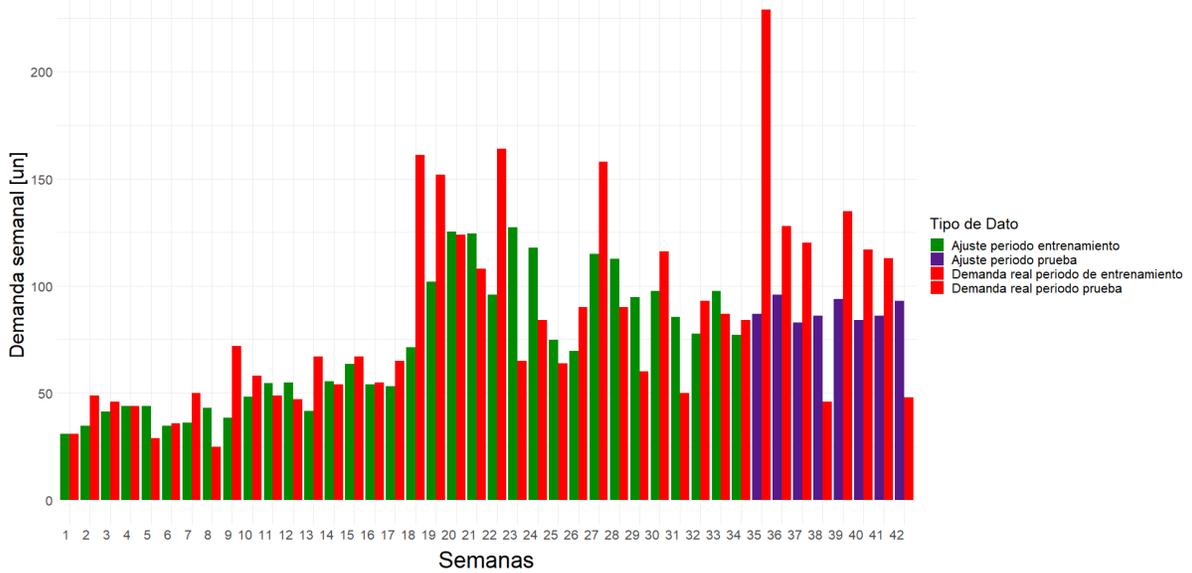
Serie de tiempo demanda semanal SECCION BOTILLERIA/GASEOSAS: Jumbo la Reina (Canal online)



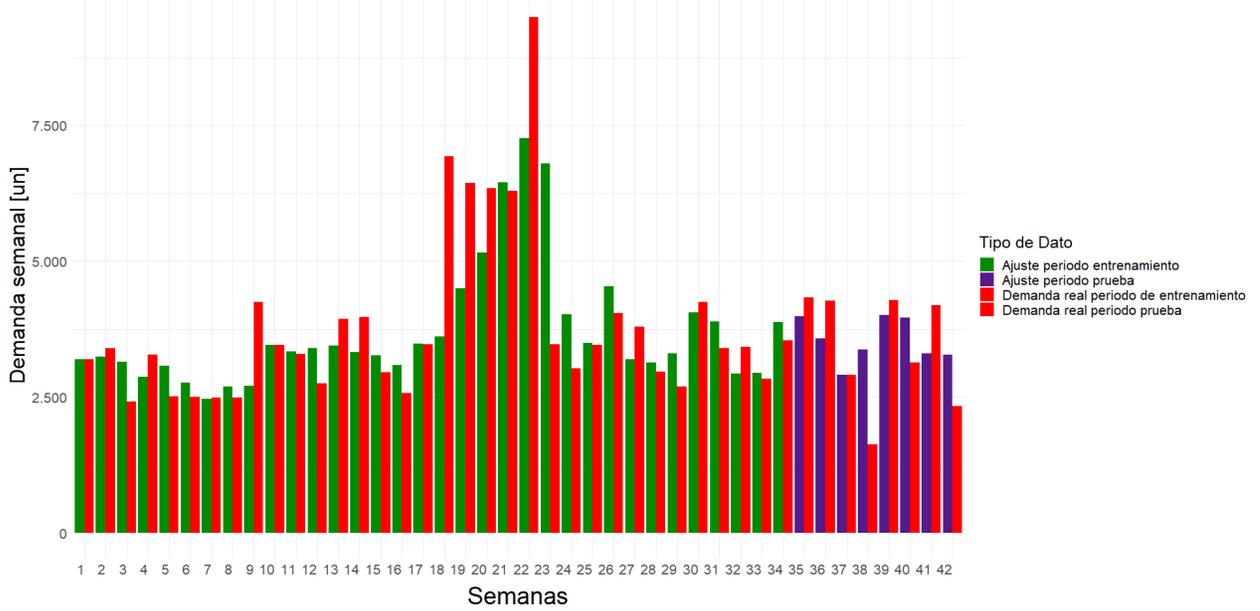
Serie de tiempo demanda semanal SECCION CONGELADOS: Jumbo la Reina (Canal online)



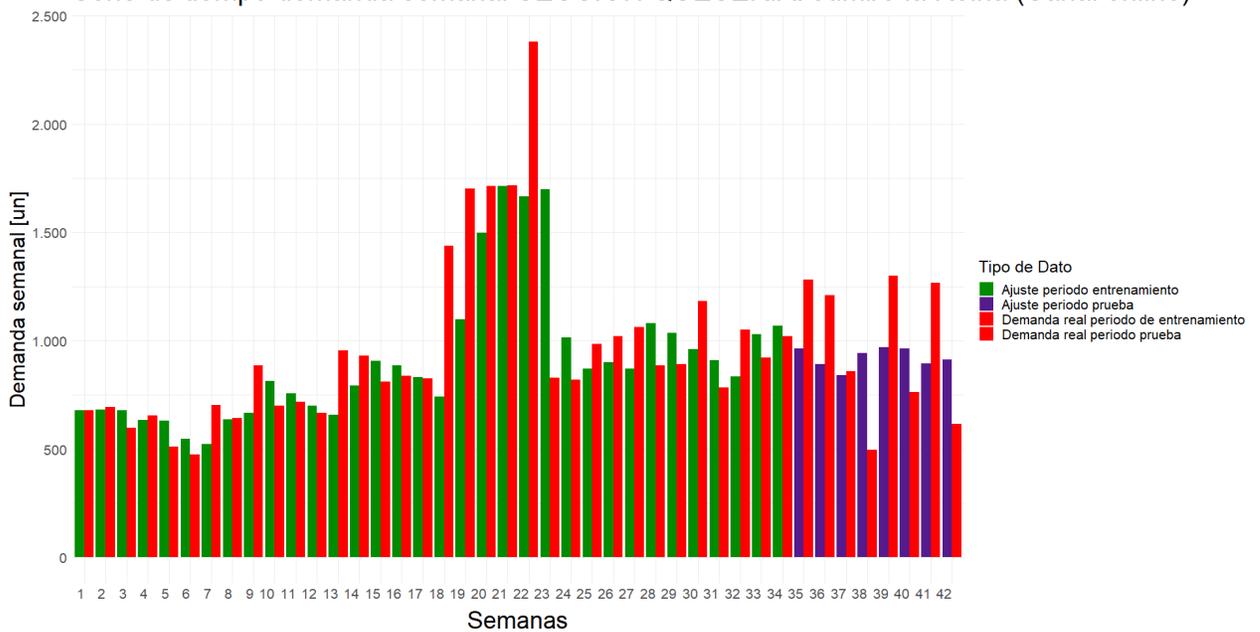
Serie de tiempo demanda semanal SECCION CERDO Y CORDERO: Jumbo la Reina (Canal online)



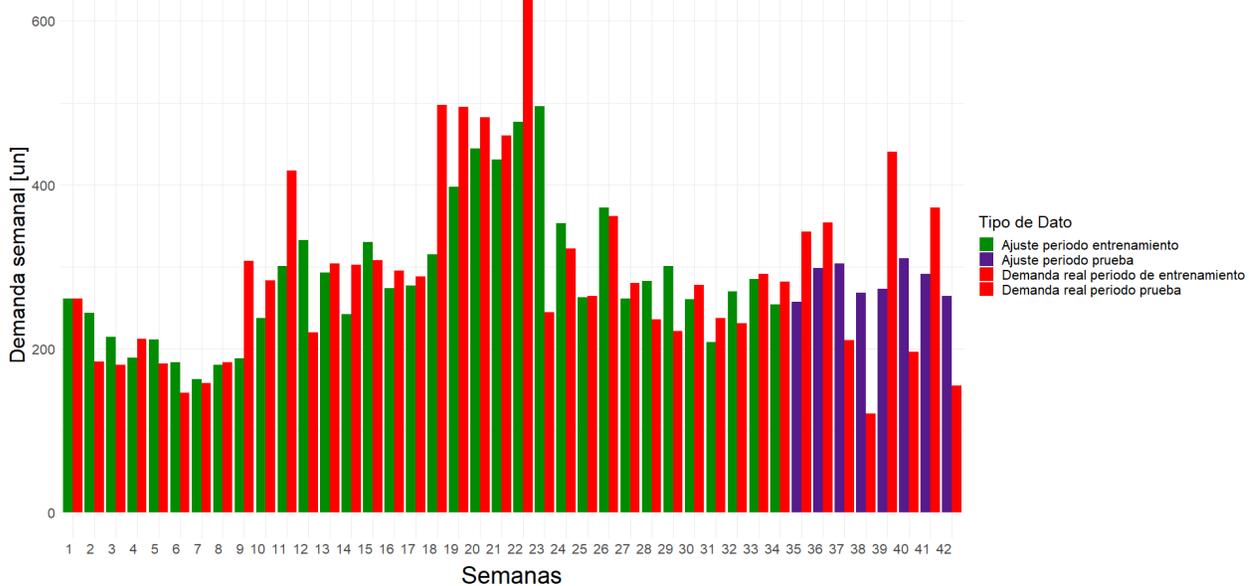
Serie de tiempo demanda semanal SECCION LIMPIEZA: Jumbo la Reina (Canal online)



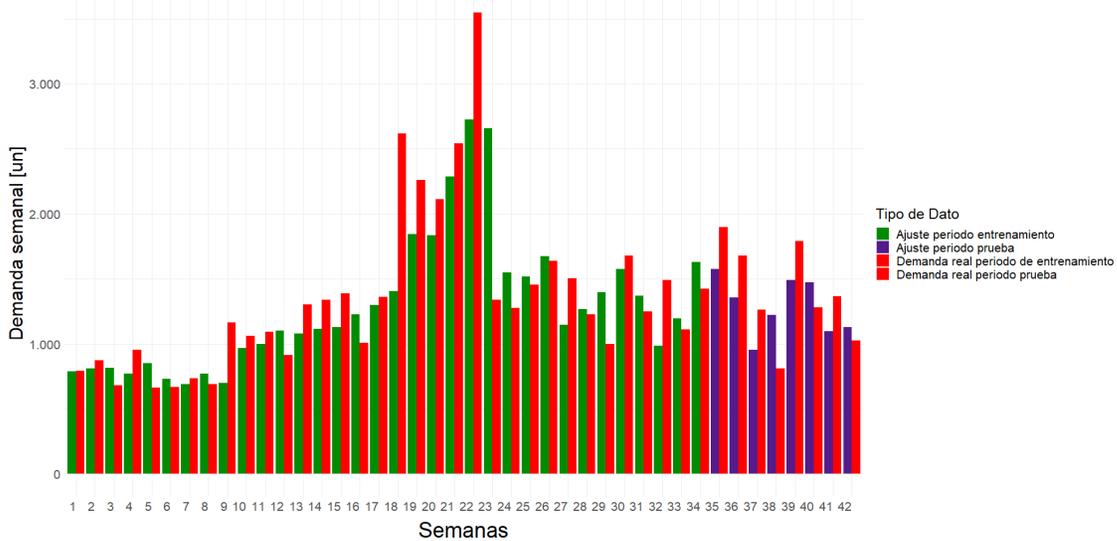
Serie de tiempo demanda semanal SECCION QUESERIA: Jumbo la Reina (Canal online)



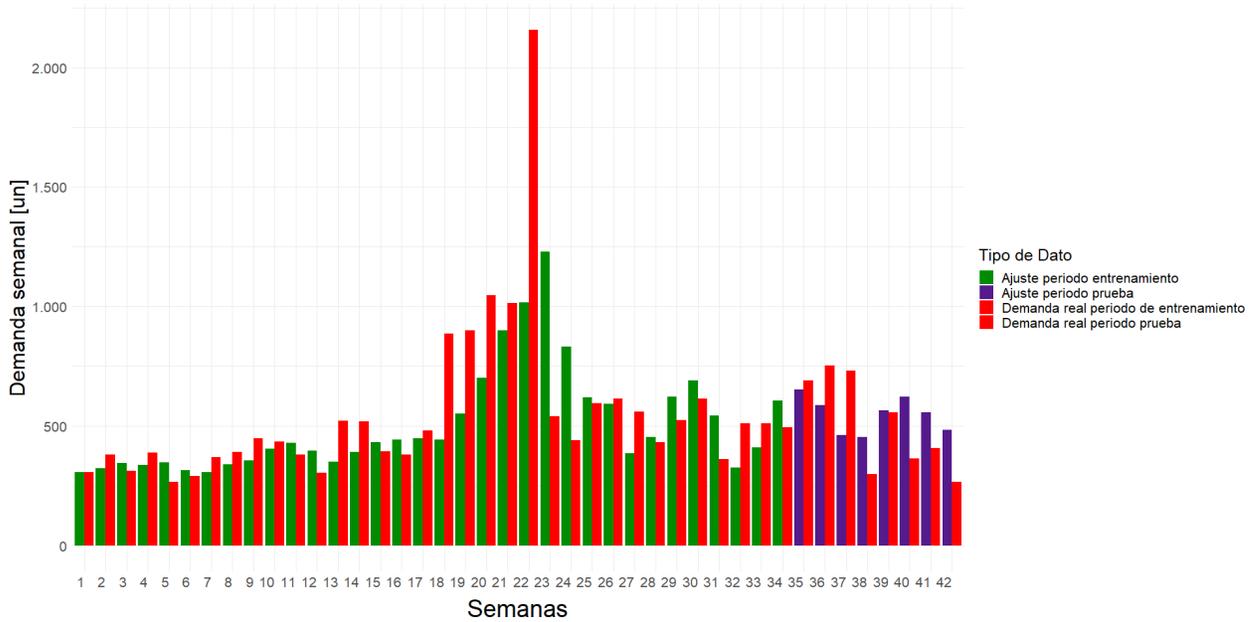
Serie de tiempo demanda semanal PESCADERIA: Jumbo la Reina (Canal online)



Serie de tiempo demanda semanal SECCION GALLETAS Y GOLOSINAS: Jumbo la Reina (Canal online)



Serie de tiempo demanda semanal SECCION FIAMBREERIA: Jumbo la Reina (Canal online)



13.3 Resultados del ajuste de distribuciones para la demanda semanal

Nombre_SKU	LL_Log_normal	LL_normal	LL_gamma	AIC_Log_normal	AIC_normal	AIC_gamma	BIC_Log_normal	BIC_normal	BIC_gamma
1/4 PLT FRASCO CONSERV 1L TAPA DOR OI19	-29.7800669227358	-30.7966832107523	-29.3725337835634	63.5601338454716	65.5933664215046	62.7450675671268	64.6900325603946	66.7232651364276	63.8749662820498
25 BOL HERMET ILKO MULTIUSO 27X28CM	-18.4259679957131	-19.8807607580402	-18.6222162661482	40.8519359914263	43.7615215160805	41.2444325322964	42.8434005385343	45.7529860631884	43.2358970794043
50 BOL HERMET ILKO SAND COLACION 16X15CM	-59.5899667242896	-71.0181204427202	-61.7797911489326	123.179933448579	146.03624088544	127.559582297865	126.346971325491	149.203278762353	130.726620174777
50 BOL HERMET MEDIANA VERDURA 18X20CM C	-35.647589887831	-44.6655743442063	-37.9464320266118	75.295179775662	93.3311486884126	79.8928640532236	78.1631541846323	96.1991230973829	82.7608384621939
ABLANDADOR KLAREN 250 G	-48.306179119115	-54.8855136375333	-49.1686580486101	100.61235823823	113.771027275067	102.33731609722	102.883346670088	116.042015706925	104.608304529079
ABLANDADOR WONDERFUL 250 G	-50.0331601376888	-56.0455023618919	-50.744509054543	104.066320275378	116.091004723784	105.489018109086	106.422427936073	118.44711238448	107.845125769782
ABRELATAS MARIPOSA ST	-35.9271932708987	-45.6617085767955	-38.1354868974129	75.8543865417975	95.323417153591	80.2709737948258	77.9434314172443	97.4124620290378	82.3600186702727
ABRILLANT.PISOS FLOTANTE KLAREN COCO 850ML	-22.1059228627609	-30.9644878372066	-24.1815071385997	48.2118457255218	65.9289756744133	52.3630142771993	49.7570231700014	67.4741531188928	53.9081917216789
ABRILLANT.PISO FLOT. FRUTOS/BOSQUE 900ML	-23.0272137827024	-43.8579393967838	-28.8783140219874	50.0544275654048	91.7158787935677	61.7566280439749	51.9433055237376	93.6047567519005	63.6455060023078
ABRILLANT.ALEX PISOS FLOT./ LAMIN. 2LT.	-45.9253796302353	-49.7978858183892	-46.3745018242005	95.8507592604706	103.595771636778	96.7490036484009	98.8437743834036	106.588786759711	99.7420187713339
ABRILLANT.PISOS FLOTANTES EXCELL 900ML	-69.8876507632716	-90.6837487584312	-74.178873771791	143.775301526543	185.367497516862	152.357747543582	147.202445659952	188.794641650271	155.784891676991
ABRILLANT.VIRGINIA P.FLOT. FRUT.ROJ900ML	-28.7654816847556	-35.8864625122216	-30.448460689946	61.5309633695113	75.7729250244433	64.896921379892	63.8870710302072	78.1290326851392	67.2530290405879
ABRILLANT.VIRGINIA PISO FLOT.AL MEN 900ML	-40.9963210649583	-50.4269387360331	-43.0688813337183	85.9926421299166	104.853877472066	90.1377626674366	88.8606165388869	107.721851881037	93.0057370764069

13.4 Lista de las categorías definidas para el Slotting

Categoría				
Frutas y Verduras	Jabones	Mermeladas	Licores	Malvaviscos
Quesería	Yogurt y Postres	Cervezas	Perros	Whisky
Papel Higiénico	Lavavajilla	Ambientales Hogar	Pisco	Organizadores Hogar
Toalla Papel	Azúcar	Caldos y Bases	Infusiones Frias	Coloración y Styling
Aguas	Té, Hierbas y Yerba Mate	Sopas y Cremas	Menaje y Textil Cocina	
Verduras Congeladas	Cremas de Leches Perecibles	Conservadores Cocina	Semillas	
Huevos	Harinas	Pañales Bebé	Desodorantes	
Leches UHT y Bebidas Vegetales	Legumbres	Higiene Capilar	Hierbas Frescas y Secas	
Fideos	Vienesas y Parrilleros	Edulcorantes	Gatos	
Bebidas Gaseosas	Higiene Bucal	Nutrición Infantil	Sémolas	
Untables	Sal	Toallas Desinfectantes	Accesorios Médicos	
Arroz	Pastas Terceros	Espumantes y Sidras	Gomitas	
Aceites	Suavizante	Limpiadores de Pisos	Insecticidas Hogar	
Pan Envasado	Limpiadores de Vidrios	Vegetariano y Vegano	Bebidas Isotonicas	
Bolsas para Basura	Platos Preparados	Higiene Íntima femenina	Incontinencia y Toallas Húmedas Adulto	
Pollos	Nectar y Jugos Líquidos	Pastelería Envasada	Ceras y Quitaceras	
Servilletas	Conservas de Fruta	Pañuelos y Toallas Faciales de Papel	Cuidado Integral	
Cereales	Cerdo	Vinos	Hielo	
Galletas Dulces	Condimentos	Pates y Pastas	Limpiadores Especificos	
Galletas Saladas	Chocolates	Jugos Frescos	Caramelos	
Detergentes Ropa	Conservas Lácteas	Postres	Ferretería	
Hipoclorito	Refrescos polvo y Concentrados	Fosforos	Dulce de Leche / Manjar	
Hamburguesas y Proteínas	Complementos de Lavado	Pastelería Propia	Cocteles	
Snacks	Pulpas y Frutas Cong.	Puré Instantáneo	Miel	
Salsas de Tomate	Perfumería Infantil	Cremas / Mantequillas de Mani	Afeitado	
Fiambrería Env	Limpiadores de Baños	Frutas Secas y Deshidratadas	Aceitunas y Encurtidos	
Limpiadores de Cocina	Comidas Congeladas	Fiambrería Seca	Bebidas Energeticas	
Conservas de Pescado	Dulce Leche y Manjar	Panadería Envasa	Depilacion Femenina	
Aseo Cocina	Frutos Secos	Saborizantes de Leche	Bizcochos	
Conservas de Verduras	Accesorios y Aparatos de Limpieza	Helados	Dulce de Membrillo / Camote	
Carnes Rojas	Encurtidos	Conservas de Mariscos	ROTISERÍA y PLATOS PREPARADOS	
Pescadería Congelada	Repostería	Accesorios de Baño	Perfumes y Colonias	
Café			Piscinas	

13.5 Extracto de la popularidad de cada categoría

Categoría	popularidad
Frutas y Verduras	7003
Quesería	6511
Aguas	4532
Papel Higiénico	4451
Leches UHT y Bebidas Vegetales	4312
Bebidas Gaseosas	4247
Toalla Papel	4225
Verduras Congeladas	4163
Pan Envasado	3741
Fideos	3734
Huevos	3550
Arroz	3522
Aceites	3509
Untables	3475
Galletas Dulces	3035
Bolsas para Basura	3012
Servilletas	2707
Galletas Saladas	2686
Conservas de Pescado	2619
Cereales	2538
Pollos	2478
Detergentes Ropa	2434
Snacks	2384
Salsas de Tomate	2197
Hamburguesas y Proteínas	2185
Fiambrería Env	2174
Limpiadores de Cocina	2049
Conservas de Verduras	2048
Hipoclorito	2011
Lavavajilla	1919
Yogurt y Postres	1863
Aseo Cocina	1806
Café	1780
Pescadería Congelada	1771
Carnes Rojas	1761
Azúcar	1663
Salsas y Aderezos	1615
Jabones	1588
Crema de Leches Percibiles	1557
Té, Hierbas y Yerba Mate	1552
Harinas	1501
Vienesas y Parrilleros	1437
Higiene Bucal	1260

13.6 Extracto de la frecuencia de interacción

	Accesorios de Baño	Accesorios Médicos	Accesorios y Aparatos de Limpieza	Aceites	Aceitunas y Encurtidos	Afeitado	Aguas	Ambientales Hogar	Arroz
Accesorios de Baño	233	7	19	80	0	2	67	13	87
Accesorios Médicos	7	59	4	21	0	0	20	2	24
Accesorios y Aparatos de Limpieza	19	4	827	308	2	8	299	92	290
Aceites	80	21	308	3509	11	13	1247	253	1738
Aceitunas y Encurtidos	0	0	2	11	44	0	19	2	11
Afeitado	2	0	8	13	0	25	8	0	11
Aguas	67	20	299	1247	19	8	4532	228	1234
Ambientales Hogar	13	2	92	253	2	0	228	637	237
Arroz	87	24	290	1738	11	11	1234	237	3522

13.7 Regresión lineal picking

A continuación, se muestran los tiempos de picking vs la cantidad de líneas recolectadas. La cantidad de líneas es lo mismo que la cantidad de SKU's en la orden.

Cantidad de líneas de una orden v/s Tiempos de picking: : Jumbo la Reina (Canal online)

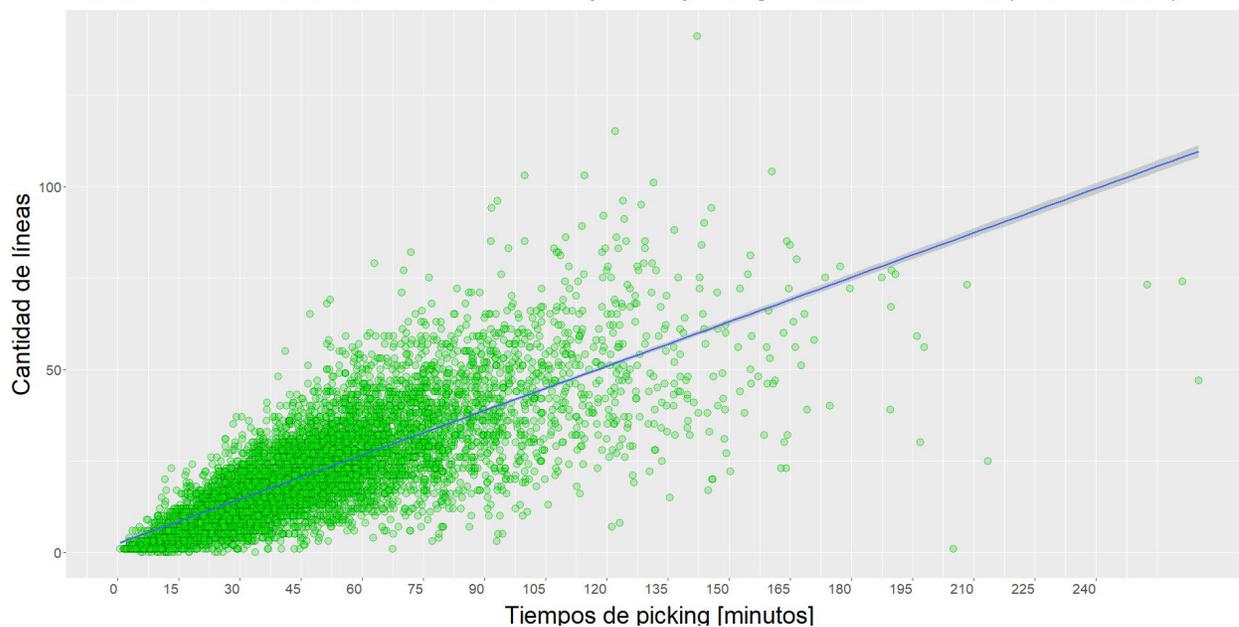


Figura 13.1 Gráfico de dispersión de la cantidad líneas en una orden vs el tiempo de picking. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Se observa una relación lineal entre el tiempo de picking y la cantidad líneas de las órdenes. Lo anterior tiene sentido ya que mientras más SKU tenga la orden, el shopper tendrá que ir a más posiciones dentro de la zona de almacenamiento. Sin embargo, debido a la gran dispersión de los datos se puede concluir que se recorren distancias largas en órdenes de pocos pedidos y distancias más cortas en órdenes de muchos pedidos, lo que refleja la importancia de la ubicación de los productos dentro de la zona de almacenamiento.

Por otro lado, se analizan las variables cantidad ítems solicitados (número total de productos solicitados en la orden), cantidad de productos sin stock, cantidad de productos sustitutos y cantidad de órdenes online diarias. A continuación, se grafica la dispersión de las variables con respecto al tiempo de picking, agregando una línea que representa la regresión lineal simple con esa variable.

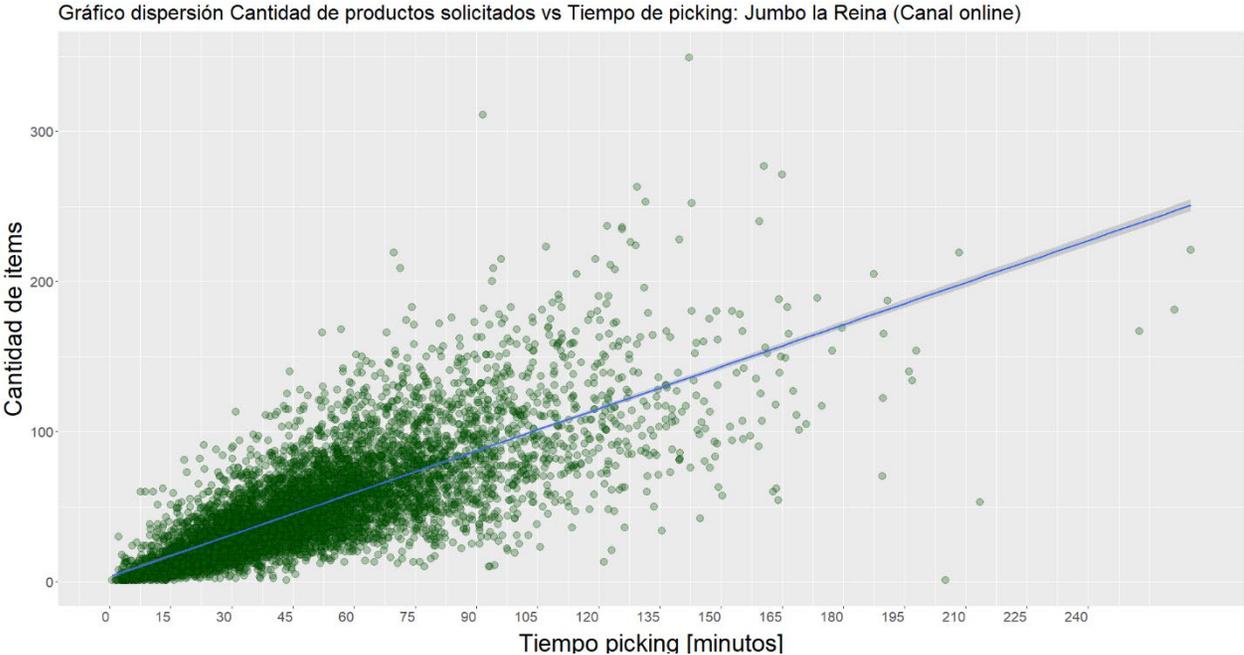


Figura 13.2 Gráfico de dispersión de la cantidad de ítems solicitados en una orden vs el tiempo de picking. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Gráfico dispersión Cantidad de productos sin stock vs Tiempo de picking: Jumbo la Reina (Canal online)

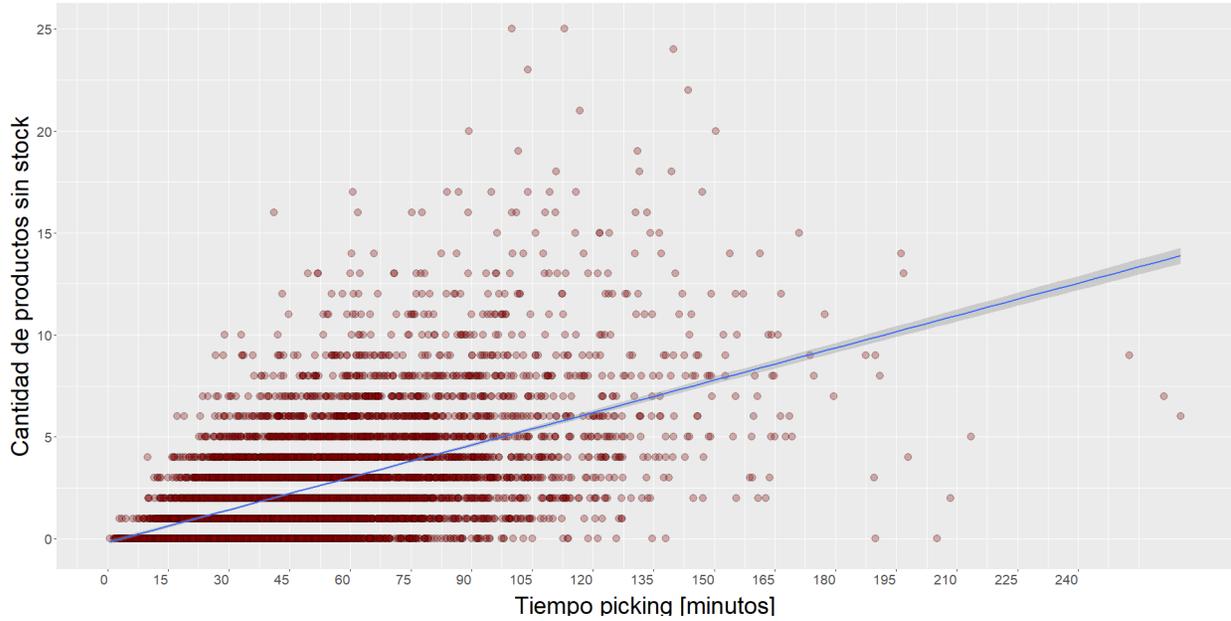


Figura 13.3 Gráfico de dispersión de la cantidad de productos sin stock de una orden vs el tiempo de picking.
(Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Gráfico dispersión Cantidad de productos sustitutos vs Tiempo de picking: Jumbo la Reina (Canal online)

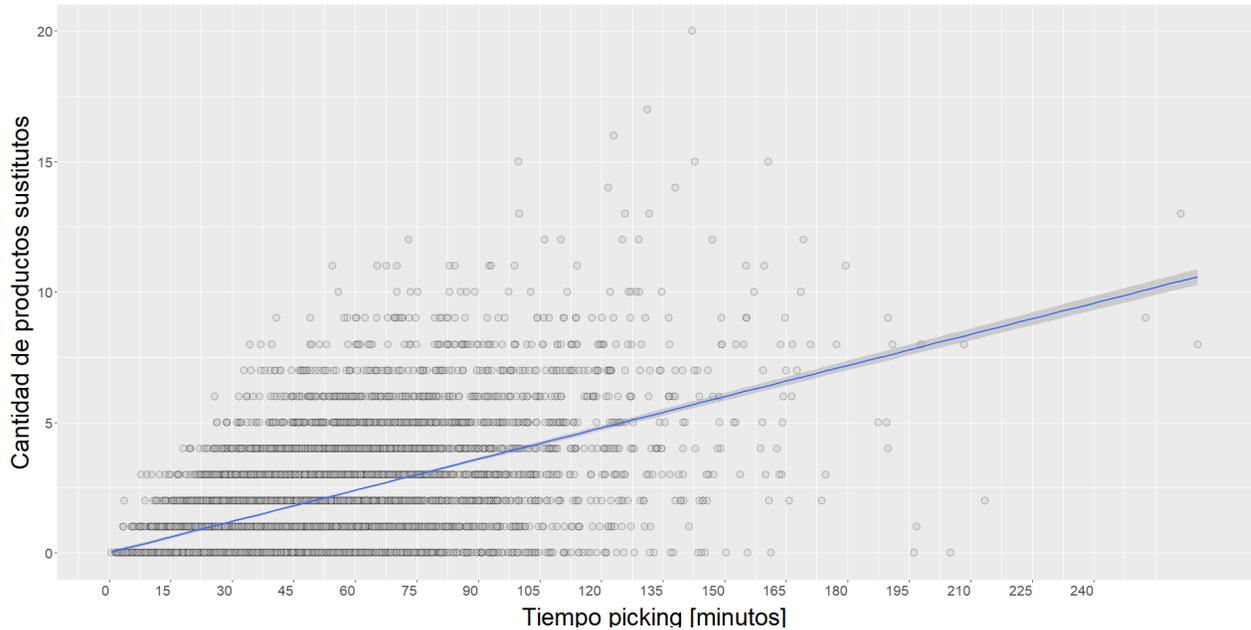


Figura 13.4 Gráfico de dispersión de la cantidad de productos sustitutos de una orden vs el tiempo de picking.
(Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Gráfico dispersión Cantidad de órdenes online diarias vs Tiempo de picking

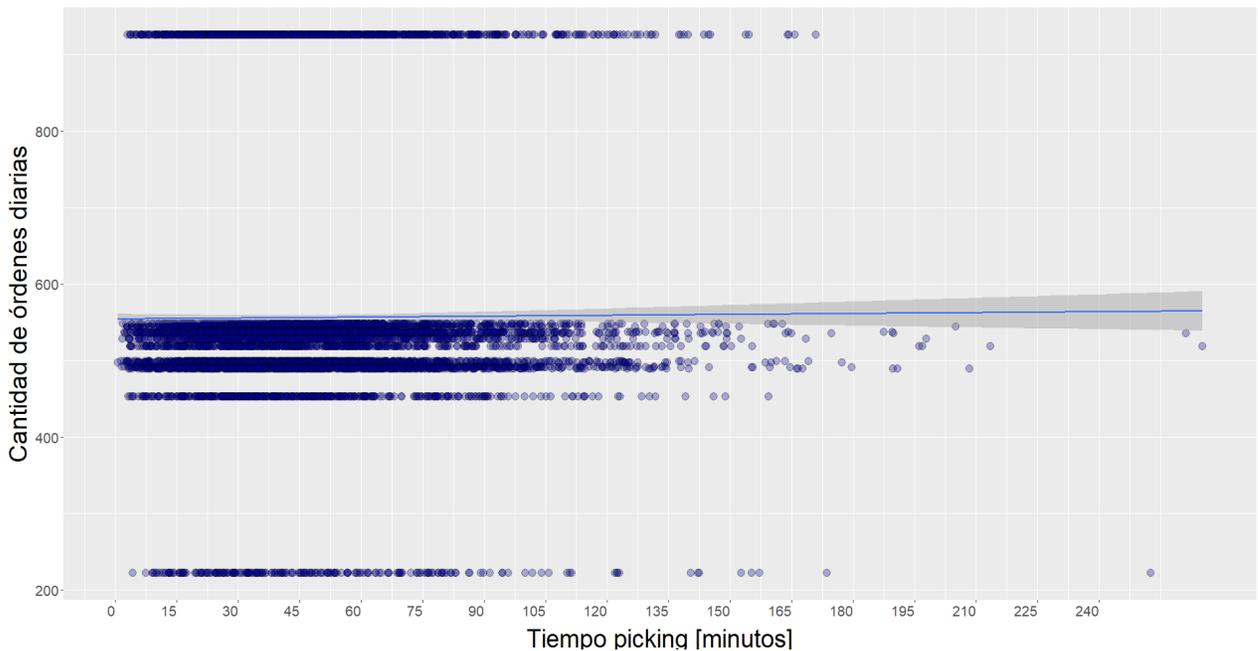


Figura 13.5 Grafico de dispersión de la cantidad de órdenes vs el tiempo de picking. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Al igual que la variable cantidad de líneas, la variable cantidad de ítems tiene una relación proporcional con los tiempos de picking, lo cual es de esperar, ya que la variable ítems solicitados está muy ligada a la cantidad de líneas. Además, las variables productos sin stock y productos sustitutos también tienen una relación proporcional, lo que se da principalmente por el tiempo que demora el shopper en llamar al cliente y ofrecerle el producto sustituto si es que hay un producto de la orden que no tiene stock. En cuanto a la variable cantidad de órdenes diarias, no se puede concluir al respecto que exista alguna relación con el tiempo de picking.

Por otro lado, se realiza una regresión lineal multivariada para determinar cuáles son las variables significativas que influyen en el tiempo de picking. Para esto se utilizan como variables explicativas la cantidad de líneas, cantidad de ítems solicitados, cantidad de productos sin stock, cantidad de productos sustitutos y cantidad de órdenes online diarias. A continuación, se muestra un histograma múltiple de la variable dependiente y las variables explicativas junto a su matriz de correlación.

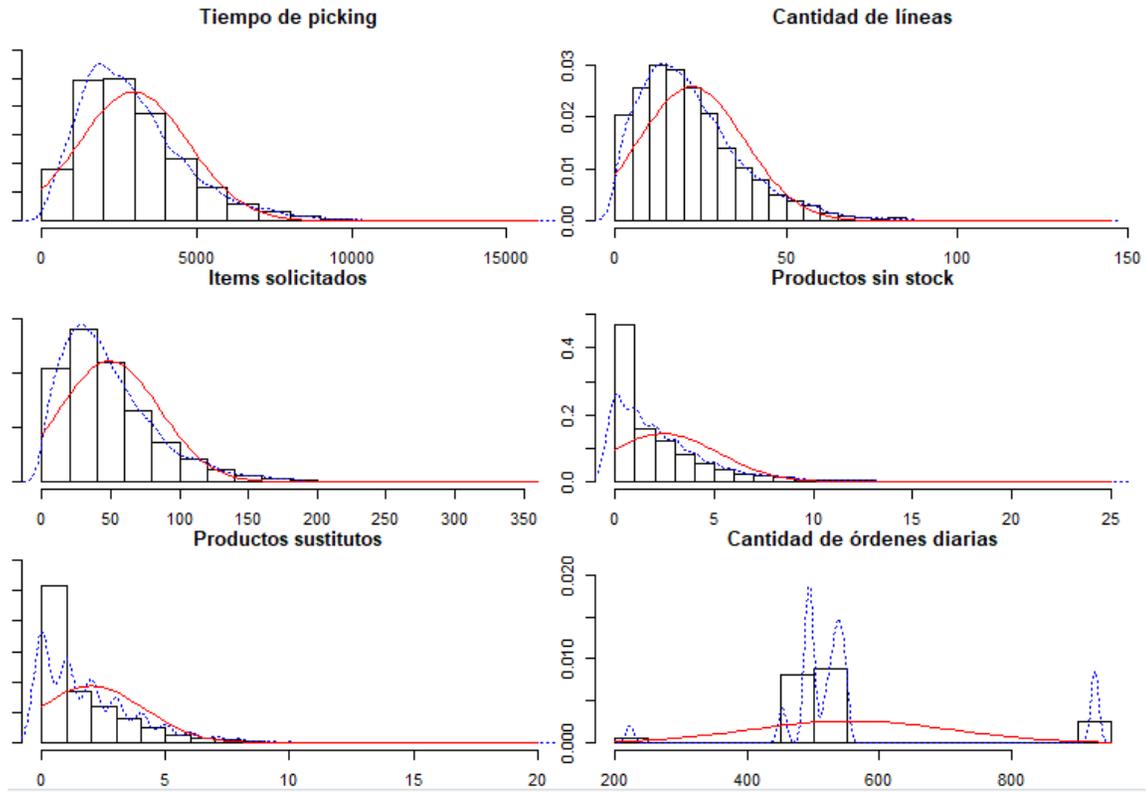


Figura 13.6 Histograma múltiple de las variables utilizadas en la regresión (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

	Tiempo de picking	Cantidad de líneas	Items solicitados	Productos sin stock	Productos sustitutos	Cantidad de órdenes diarias
Tiempo de picking	1.000	0.771	0.762	0.561	0.549	0.008
Cantidad de líneas	0.771	1.000	0.890	0.502	0.505	-0.092
Items solicitados	0.762	0.890	1.000	0.514	0.502	-0.083
Productos sin stock	0.561	0.502	0.514	1.000	0.217	0.021
Productos sustitutos	0.549	0.505	0.502	0.217	1.000	0.030
Cantidad de órdenes diarias	0.008	-0.092	-0.083	0.021	0.030	1.000

Figura 13.7 Matriz de correlación de las variables utilizadas en la regresión (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Se observa que las variables tiempo de picking, cantidad de líneas, cantidad de ítems solicitados, cantidad de productos sin stock y cantidad de productos sustitutos tienen una distribución exponencial. Además, la variable que tiene mayor correlación con el tiempo de picking es la de cantidad de líneas, por el contrario, la variable con menos correlación es la cantidad de órdenes diarias.

Las únicas variables explicativas que tienen una correlación muy alta entre sí son los productos pickeados con los ítems solicitados, lo que sugiere multicolinealidad, por lo que es recomendable sacar una de las dos variables en la regresión.

A continuación, se muestran gráficos de dispersión para los residuos del modelo versus las variables predictoras que finalmente se utilizan en el modelo.

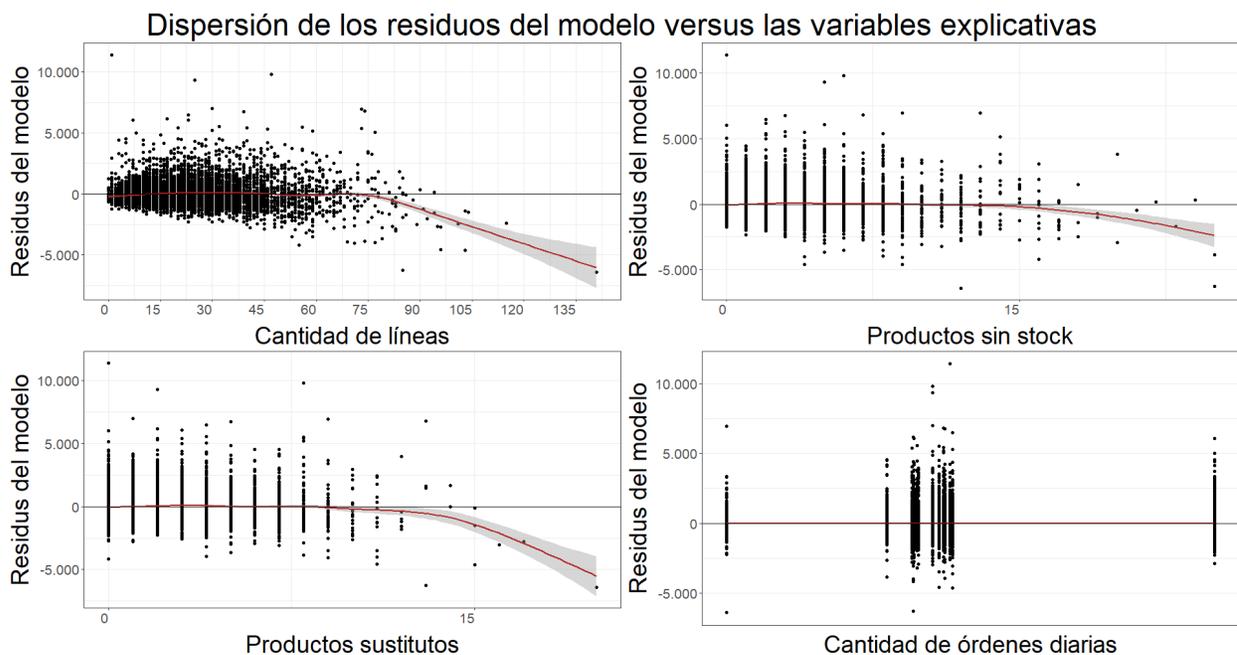


Figura 13.8 Gráficos de dispersión para los residuos del modelo versus las variables explicativas (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Existe presencia outliers cuando la cantidad de líneas supera las 90, también cuando la cantidad de productos sin stock superan los 20 y cuando la cantidad de productos sustitutos superan los 13. A continuación, se presenta el gráfico de dispersión de los residuos versus las variables explicativas, pero sin la presencia de outliers.

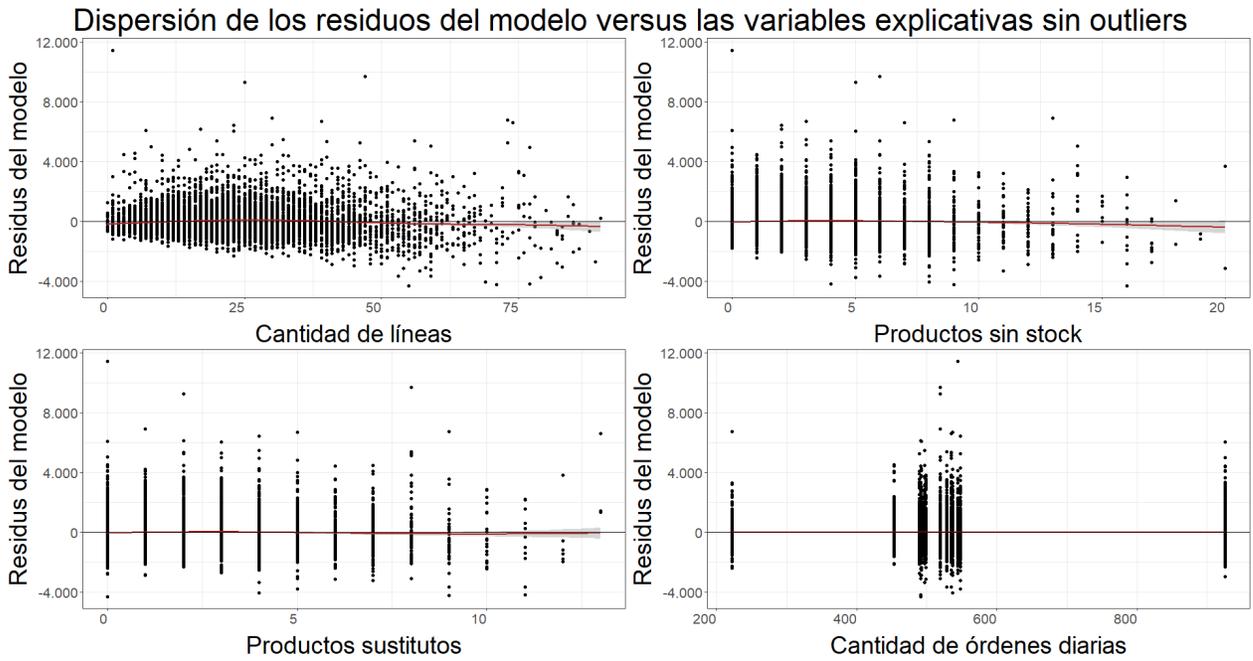


Figura 13.9 Gráficos de dispersión para los residuos del modelo versus las variables predictoras sin la presencia de outliers (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Los residuos sin la presencia de outliers distribuyen en torno a 0 aleatoriamente con una variabilidad constante, por lo que se cumple la linealidad para todos los predictores.

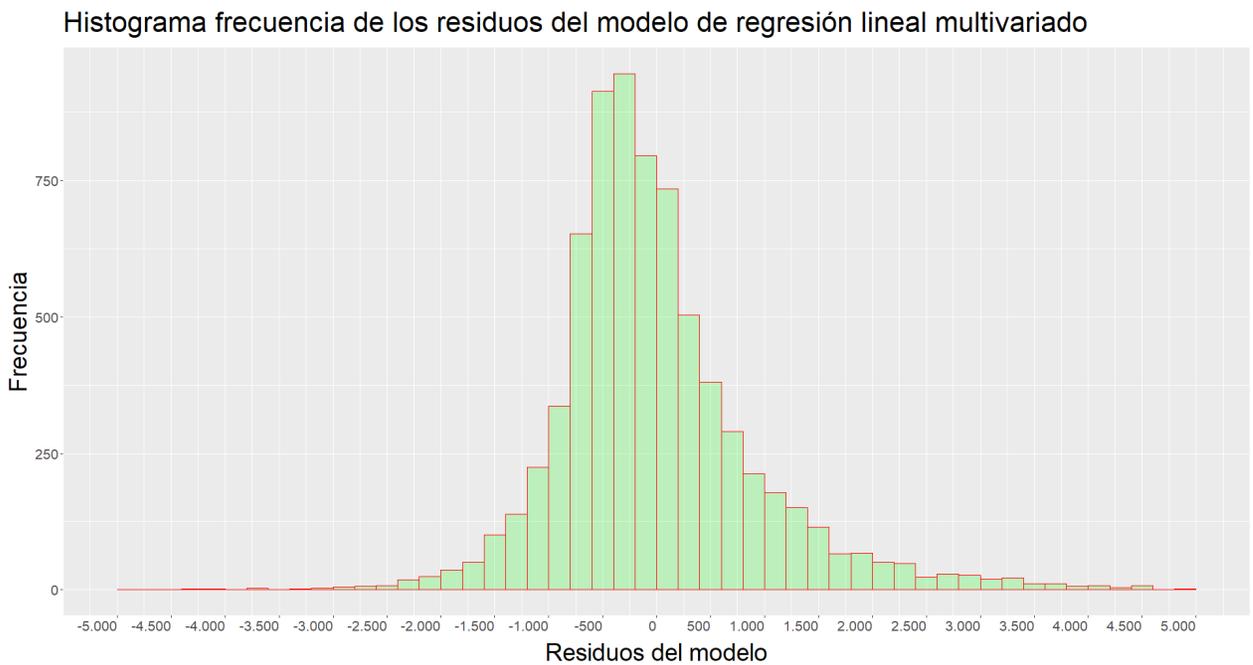


Figura 13.10 Histograma de frecuencia para los residuos del modelo de regresión lineal multivariado. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

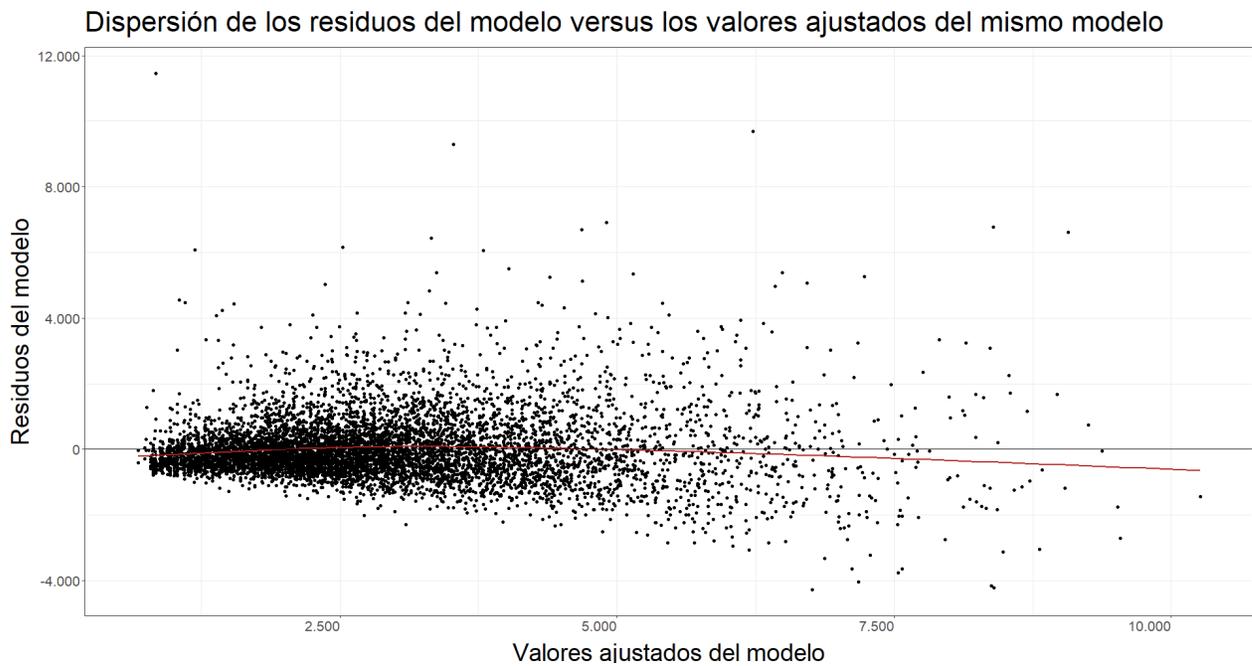


Figura 13.11 Gráfico de dispersión de los residuos del modelo versus los valores ajustados del mismo modelo. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Notamos que la distribución de los residuos es, aproximadamente, una normal y que además la variabilidad del modelo es constante independiente del valor ajustado, por lo que se valida la homocedasticidad.

Para establecer si existe autocorrelación se utiliza el test Durbin-Watson, los resultados se presentan a continuación.

```

lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
1 0.009023515 1.98047 0.382
Alternative hypothesis: rho != 0

```

Figura 13.12 Resultados del test Durbin-Watson para establecer autocorrelación. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Se puede rechazar la presencia de autocorrelación ya que el p-valor del test es mayor que 0.05.

Los resultados del modelo de regresión se muestran a continuación.

```
Call:
lm(formula = `Tiempo de picking` ~ `Cantidad de líneas` + `Productos sin stock` +
  `Productos sustitutos` + `Cantidad de órdenes diarias`, data = data_regresion_def_2)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4286.4  -546.7  -164.5   364.4 11461.5

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      503.43937    49.22990   10.226 < 2e-16 ***
`Cantidad de líneas`
   63.44221     1.01912   62.252 < 2e-16 ***
`Productos sin stock`
  157.42197     5.00629   31.445 < 2e-16 ***
`Productos sustitutos`
  192.17340     6.49299   29.597 < 2e-16 ***
`Cantidad de órdenes diarias`
    0.50291     0.07783    6.462 1.1e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 994.2 on 7250 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.677,    Adjusted R-squared:  0.6769
F-statistic: 3799 on 4 and 7250 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Figura 13.13 Resumen del resultado de la regresión lineal multivariada. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa)

Se concluye finalmente que se cumplen todas las condiciones para la regresión lineal multivariada, el test F muestra que el modelo es significativo y que todas las variables son significativas.

Es importante destacar que la variable cantidad de órdenes diarias no se debe asociar a la congestión de la sala del supermercado, ya que esta variable solo incluye la cantidad de pedidos online y no los presenciales.

La variable que más impacta el tiempo de picking es la cantidad de productos sustitutos, agregando en promedio 192 segundos por producto. La segunda variable es la cantidad de productos sin stock, agregando 157 segundos por producto. Esto se debe a que cuando no hay stock de un SKU se pierde tiempo al llamar al cliente y esperar la confirmación del producto sustituto. Por otro lado, la variable cantidad de líneas nos muestra que por cada SKU que el cliente agregue a la orden se agregan en promedio 63 segundos al picking y la variable cantidad de órdenes diarias, si bien es significativa, solo agrega medio segundo. Finalmente, se puede decir con respecto al intercepto que todos los pedidos, independiente de las variables explicativas duran en promedio 503 segundos.

13.8 Ordenes de pedido

A continuación, se presentan histogramas que describen a las órdenes de pedidos en términos de cantidad de líneas, costos y montos de ventas.

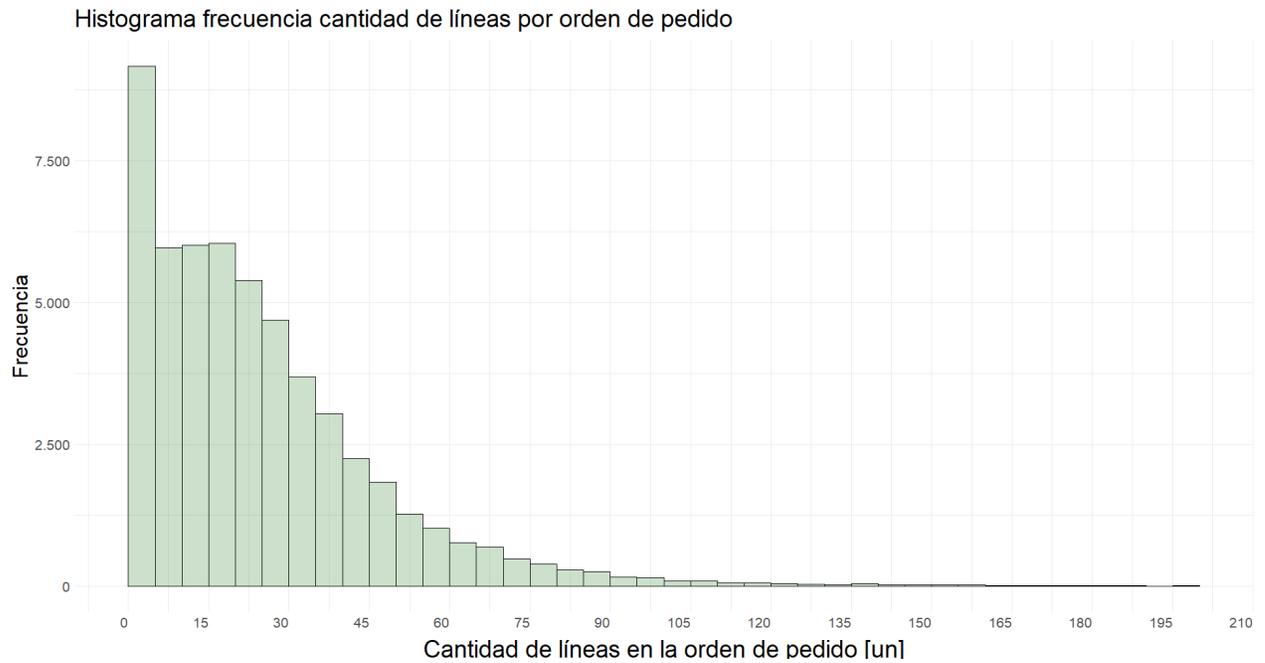


Figura 13.14 Histograma de frecuencia cantidad de líneas en las órdenes de pedidos año 2019 Jumbo la Reina. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Histograma frecuencia órdenes agrupadas por costo de la orden de pedido

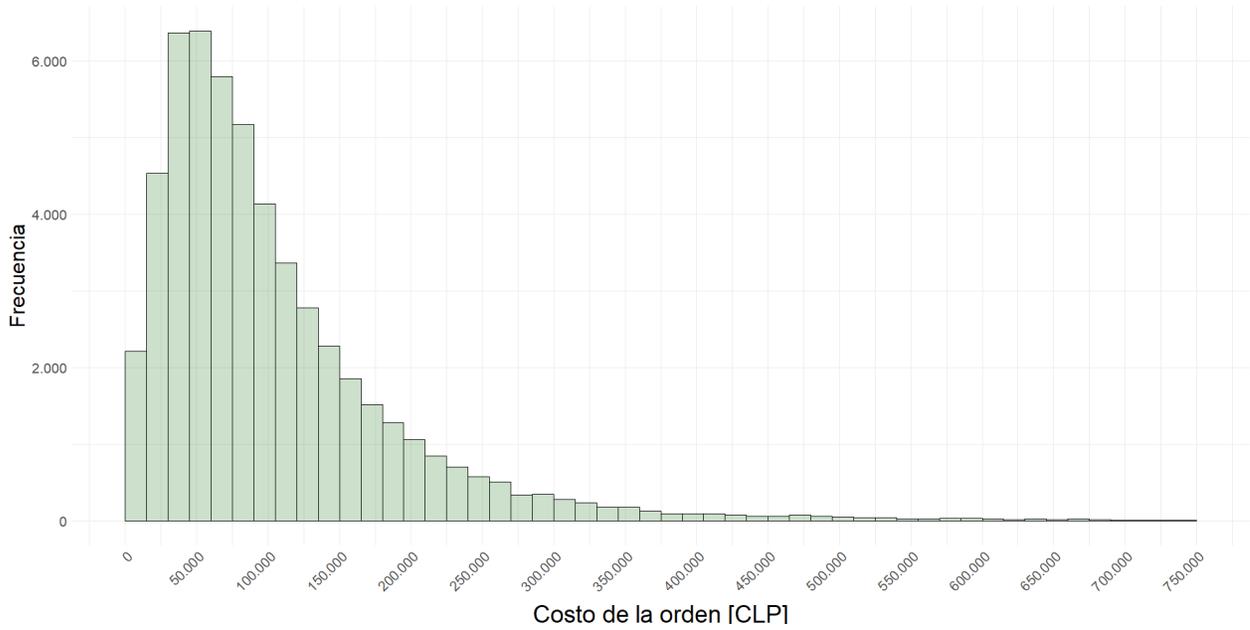


Figura 13.16 Histograma de frecuencia costo sin descuentos de las órdenes de pedido año 2019 Jumbo la Reina. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Histograma frecuencia órdenes agrupadas por monto final de la orden de pedido

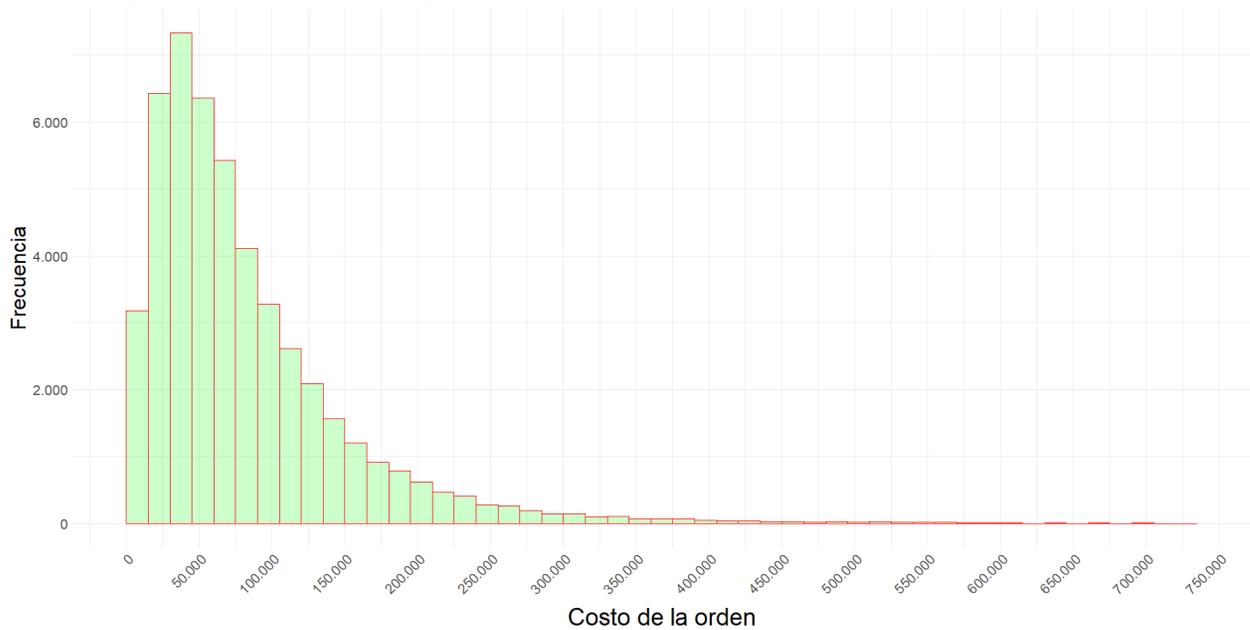


Figura 13.15 Histograma de frecuencia del monto final de las órdenes de pedido de enero 2019 a diciembre 2019. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

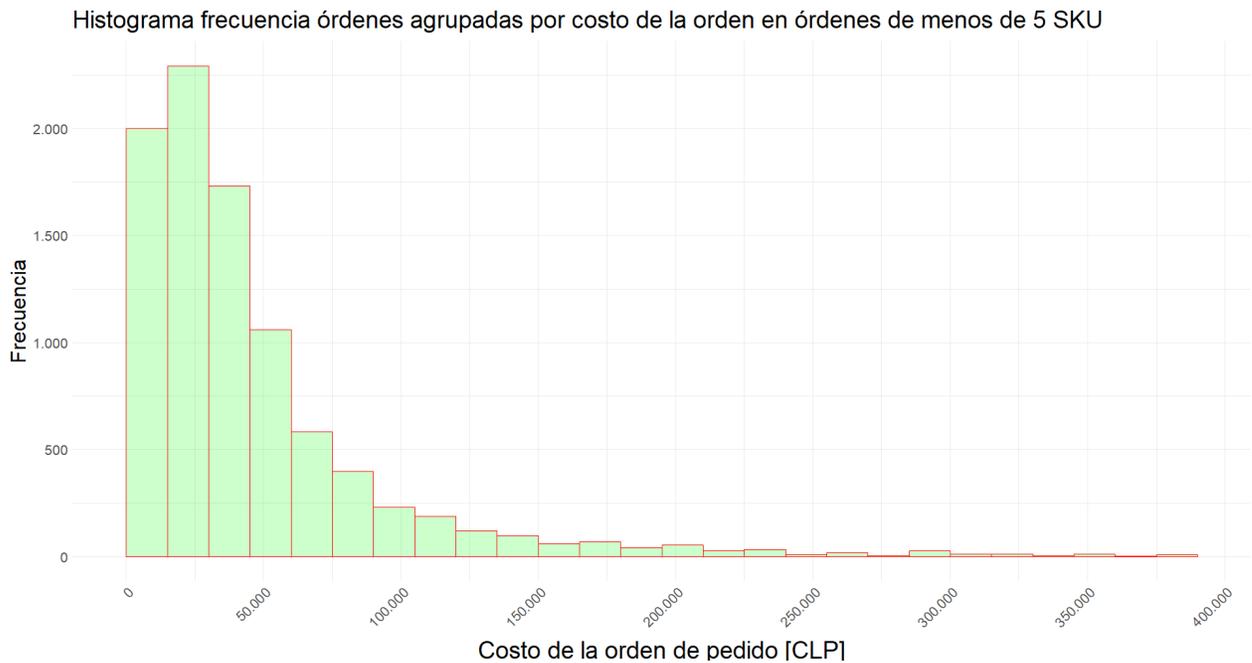


Figura 13.17 Histograma de frecuencia del costo de las órdenes de pedido que tiene 5 productos o menos de enero 2019 a diciembre 2019. (Fuente: Elaboración propia con datos de la empresa).

Se observa que existe un grupo significativo de órdenes de pedidos que tienen 5 líneas o menos, sin embargo, la mayor cantidad de pedidos no cumple con esta condición. Por otro lado, el costo sin descuento del pedido y el monto finalmente pagado por el cliente tiende a ser alto, en promedio el primero es de 106.000 CLP y el segundo 74.715 CLP. Esta tendencia se mantiene en los pedidos de menos tipos de productos. Todo lo anterior, refleja que en su gran mayoría los pedidos online son utilizados para hacer pedidos grandes que tienen algún tipo de descuento que en promedio es del 30%.