



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

**PROPUESTA DE MEJORA A LOS PROCESOS ADMINISTRATIVOS DE
INVENTARIO A UNA EMPRESA DEL SECTOR DEL RETAIL**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

SEBASTIÁN RAÚL SANTIBÁÑEZ VERA

PROFESOR GUÍA:
MARCELO OLIVARES ACUÑA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
FERNANDO ORDÓÑEZ PIZARRO
SOLSIRÉ GIAVERINI CEA

SANTIAGO DE CHILE
2023

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL
GRADO DE MAGISTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES Y AL
TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: SEBASTIÁN RAÚL SANTIBÁÑEZ VERA
FECHA: 2023
PROF. GUÍA: MARCELO OLIVARES ACUÑA

PROPUESTA DE MEJORA A LOS PROCESOS ADMINISTRATIVOS DE INVENTARIO A UNA EMPRESA DEL SECTOR DEL RETAIL

La gestión de inventario es un área fundamental para el funcionamiento de las empresas del sector del retail, ya que es lo que permite garantizar un determinado nivel de servicio frente a sus clientes. Es por esto que en la literatura se han investigado diferentes métodos con el objetivo de cumplir esta función de manera óptima.

El objetivo de esta tesis es utilizar la literatura existente para proponer un modelo de gestión de inventario que sea capaz de adaptarse a las circunstancias de una empresa en particular y abarque el 100% de sus productos disponibles, por lo que se busca que sea simple de utilizar para facilitar su implementación práctica.

El modelo de gestión de inventario utilizado para esto es el modelo de reposición periódica en conjunto con tres diferentes métodos de estimación de demanda que le dan soporte a este, donde se prueba el desempeño de cada uno frente a diferentes escenarios como lo son periodos que presentan un abrupto cambio en el comportamiento de las ventas y también para productos que presentan diferentes niveles de ventas. A partir de esto se genera una serie de reglas a través de las cuales el modelo de inventario decide que método de estimación de demanda utilizar en cada escenario.

Por último se crea una aplicación web que permite la ejecución del modelo de inventario donde los trabajadores pueden seleccionar libremente a los proveedores de los cuales requieren inventario y así enviarles un listado de los productos y cantidades requeridas de forma automática a sus correos electrónicos.

*“Vida antes que muerte
Fuerza antes que debilidad
Viaje antes que destino”*

Agradecimientos

Sinceramente, nunca pensé que llegaría el día en el que escribiría estas palabras fue un proceso bastante duro, que por muchísimos momentos pensé que nunca llegaría a este punto, creo que a la persona que más le agradezco este resultado es a mi yo del pasado por seguir adelante y no rendirse a pesar de todas las adversidades, por seguir adelante a pesar del dolor que sentía en momentos donde todo parecía ir en contra.

Sin duda no podría haber llegado a este punto solo, en primer lugar a la persona que más le debo esto es a mi psicóloga Johanna Vidal, no sé que habría sido de mí si no la hubiera encontrado, ella me ayudo y acompaño en este largo proceso y le debo muchísimo, gracias a ella es que pude salir adelante a pesar de todo y probablemente contactarla fue la mejor decisión que he tomado en mi vida probablemente.

También le doy las gracias a mis padres, Julio Santibáñez y Jennifer Vera que si bien a veces me hacían sentir presionado siempre estuvieron ahí para mí las veces que lo necesite y no me cabe duda que su amor y sus buenas intenciones eran verdaderas.

Además, me gustaría agradecer a los miembros de mi comisión Marcelo Olivares, Fernando Ordóñez y Solsiré Giaverini por la paciencia que tuvieron conmigo y por confiar en mí. También a Linda Valdés por su preocupación, paciencia y por toda la ayuda que me brindo en este proceso.

Agradezco también a todos aquellos amigos que estuvieron ahí para darme ánimos en los momentos complicados a Carolain, Daniela, Felipe, Matías, Ignacio y Susan. Sin duda hicieron que todo este proceso fuera más llevadero y les estoy muy agradecido a todos.

Por último también me parece importante destacar a autores que me inspiraron con sus obras a seguir adelante gracias a los mensajes que transmitían tales como Eiichirō Oda y Brandon Sanderson. Sin duda sus personajes fueron una gran inspiración para mí y también me ayudaron a salir adelante.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Problemática	1
1.2. Justificación	2
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo General	3
1.3.2. Objetivos Específicos	3
1.4. Alcances	3
1.5. Estructura de la tesis	3
2. Marco Conceptual	4
2.1. Gestión de Inventario	4
2.2. Modelo de Reposición Periódica	7
2.3. Estimación de demanda	9
2.3.1. Distribuciones de probabilidad	10
2.3.2. Regresiones	11
2.3.2.1. Regresión Lineal	11
2.3.2.2. Regresión de Poisson	12
2.3.3. Series de tiempo	12
2.4. Evaluación de los modelos	14
3. Metodología	15
3.1. Descripción de base datos	16
3.2. Modelo de inventario	17
3.3. Modelos de estimación de demanda	18
3.3.1. Distribuciones de probabilidad	18
3.3.2. Regresión Lineal	19
3.3.3. Modelo Prophet	20
3.4. Métricas	21
3.5. Implementación	22
4. Análisis y Resultados	23
4.1. Preprocesamiento de datos	23
4.2. Análisis Exploratorio	24
4.3. Construcción de Modelos	29
4.3.1. Definición de Parámetros	29
4.3.2. Datos de Entrenamiento y Testeo	31
4.4. Resultados	32
4.4.1. Predicción de demanda	32

4.4.2. Modelo de Inventario	34
4.4.2.1. Categoría A	34
4.4.2.2. Categoría B	35
4.4.2.3. Categoría C	36
4.5. Elección de Modelo	37
4.6. Aplicación Web	38
5. Conclusiones y Trabajos Futuros	42
Bibliografía	43

Índice de Tablas

4.1.	Número de productos por sucursal	24
4.2.	Estadísticas del número de productos por proveedor	26
4.3.	Estadísticas de venta promedio mensual por proveedor	26
4.4.	Top 10 categorías con mayor número de SKU en Sucursal 1	27
4.5.	Top 10 categorías con mayor número de SKU en Sucursal 2	27
4.6.	Estadísticas de venta promedio mensual por producto	28
4.7.	Estadísticas de venta promedio mensual por categoría	28
4.8.	Estadísticas de cantidad de días de ventas históricas por producto	29
4.9.	Asignación de Periodicidad	29
4.10.	Número de productos totales por categoría	30
4.11.	Inventario de productos por categoría el día 9 de enero de 2023	31
4.12.	RMSE promedio por modelo en meses comunes	32
4.13.	RMSE promedio por modelo en diciembre	32
4.14.	Estadísticas de Inventario en Categoría A por modelo y nivel de servicio en periodo normal	35
4.15.	Estadísticas de Inventario en Categoría A por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre	35
4.16.	Estadísticas de Inventario en Categoría B por modelo y nivel de servicio en periodo normal	36
4.17.	Estadísticas de Inventario en Categoría B por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre	36
4.18.	Estadísticas de Inventario en Categoría C por modelo y nivel de servicio en periodo normal	36
4.19.	Estadísticas de Inventario en Categoría C por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre	37
4.20.	Métodos de estimación de demanda óptimos para cada situación	38

Índice de Ilustraciones

4.1.	Ventas mensuales por sucursal en el año 2022	24
4.2.	Ventas diarias por sucursal en el mes de diciembre del año 2022	25
4.3.	Distribución de la cantidad de productos vendidos por proveedor en el año 2022	25
4.4.	Venta promedio semanal por categoria (de izquierda a derecha: A, B y C) . .	30
4.5.	Venta promedio por periodo en cada categoria (de izquierda a derecha: A, B y C)	31
4.6.	Comparación de métodos de predicción en meses comunes por categoria (de izquierda a derecha: A, B y C)	33
4.7.	Comparación de métodos de predicción en mes de diciembre por categoria (de izquierda a derecha: A, B y C)	34
4.8.	Ejemplo de ventas por sucursal a lo largo del tiempo	39
4.9.	Ejemplo de ventas promedio por día de semana y tabla con inventario actual .	39
4.10.	Ejemplo de top 6 de productos que mas unidades vendieron la ultima semana y distribucion de ventas por producto	39
4.11.	Ejemplo de grafico comparativo de las ventas historicas por producto	40
4.12.	Ejemplo de grafico comparativo de las ventas historicas por producto	40
4.13.	Ejemplo de ventas promedio por día de semana y ticket promedio	41
4.14.	Ejemplo de tabla top de ventas por proveedor y grafico top de ventas por categoria	41

Capítulo 1

Introducción

1.1. Problemática

Toda empresa que busca su desarrollo debe considerar que se mejoren sus procesos administrativos, debido a que esto les permitirá ser más eficientes y eficaces, lo que conlleva al incremento de su productividad y contribuye el cumplimiento de sus planes y objetivos. Esto toma mayor relevancia en las empresas dedicadas a la venta de productos, ya que suelen estar sujetas a una demanda que no es determinística y, por lo tanto, deben crear procesos eficientes de reposición de inventario para lidiar con las fluctuaciones que pueda tener la demanda.

Por consiguiente, en la presente tesis, se trabaja con una empresa dedicada al rubro de la venta de productos en el sector del retail, tanto a nivel físico como online, que debido al crecimiento en su trayectoria comercial se ha visto en la necesidad de ampliar su capacidad técnica y por consiguiente sus procesos, puesto que su funcionamiento se ha basado en el conocimiento empírico y sin control experto, que permita evaluar y controlar la gestión de inventarios siendo importante identificar las causas para mejorar los procesos.

De acuerdo a lo anterior, las empresas en la actualidad apoyan su operación utilizando sistemas de puntos de venta, que permiten llevar un registro de las transacciones y unidades disponibles de cada producto, pero esto por si solo no es suficiente para llevar un correcto manejo de inventario, ya que es necesario llevar a cabo un proceso que involucre la toma de decisiones de las solicitudes de stock a proveedores, que debe responder las siguientes preguntas:

1. ¿Qué productos se deben reponer?
2. ¿Qué cantidad de stock se debe solicitar?
3. ¿Cada cuanto se debe realizar este proceso?

De esta manera, para mejorar la toma de estas decisiones, se suelen utilizar modelos probabilísticos que usan información recopilada por los sistemas de punto de venta, con respecto a las transacciones realizadas, lo que permite obtener un mayor entendimiento de las fluctuaciones que ocurren en la demanda y así tomar decisiones que permitan anticiparse ante estas.

Sin embargo, los procesos de inventario de la empresa con la que se trabaja actualmente no son suficientes para llevar un correcto manejo del negocio, ya que las decisiones son tomadas con base en la intuición de los trabajadores y/o proveedores, lo que trae complicaciones como sobre stock de algunos productos o quiebres de stock prolongados, descoordinación para las fechas de entrega de los proveedores, etc.

1.2. Justificación

En esta nueva era, las organizaciones se enfrentan a situaciones de complejidad, dinamismo y alta competitividad, donde solo serán exitosas aquellas que desarrollen capacidades de adaptación y optimización de sistemas, generando así una ventaja competitiva que permita enfrentar los cambios empresariales y del mercado logrando así cumplir sus objetivos organizacionales.

De esta manera, una mejora en los procesos de inventario traería diversos beneficios como:

- Mejora del uso del espacio en bodega: actualmente, la organización trabaja con un amplio repertorio de proveedores, pero debido al escaso control en las cantidades solicitadas, se suele llevar una cantidad que excede a lo óptimo, lo que ocasiona que el espacio de otros proveedores se vea disminuido.
- Incremento en las ventas: debido a la incorrecta gestión de inventario se producen muchos quiebres de stock, que no son resueltos a tiempo, por lo que llevar a cabo una mejora en los procesos de inventario que ayude a prevenirlos, ocasionaría un incremento en las ventas.
- Mayor coordinación para las reposiciones de inventario: al tratar con varios proveedores, se posee un límite en cuanto al número de reposiciones que se pueden realizar dentro de un día con el fin de que no perjudique las labores diarias del personal, por lo cual, el llevar a cabo una mejora en el proceso, permitiría distribuir estas de forma equitativa con tal de realizar un uso eficiente del tiempo.

Por último, este trabajo de tesis permitirá al autor fortalecer su conocimiento y mejorar sus habilidades respecto a la optimización de procesos dentro de una organización, tomando en consideración sus propias problemáticas y buscando soluciones que se adapten al contexto de la organización.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Diseñar una propuesta de mejora de los procesos de control y gestión de inventario para una empresa del sector del retail

1.3.2. Objetivos Específicos

1. Estudiar el estado actual de la empresa en torno a su nivel de ventas y número de proveedores.
2. Desarrollar y ajustar un modelo de inventario utilizando distintas técnicas de estimación de demanda.
3. Evaluar el desempeño de los modelos de inventario en diferentes escenarios.
4. Elaborar una propuesta que sea aplicable y simple de utilizar para el personal de la empresa.

1.4. Alcances

Este trabajo abarca la gestión de inventario de todas las sucursales que posee la empresa, y también de todos los productos que se encuentran en activo, a partir de la base de datos de la empresa.

Los modelos tanto de inventario como de estimación de demanda solo utilizan la información que se encuentra disponible en la base de datos. Es por esto que no se toman en cuenta variables relacionadas con la caducidad de los productos, por lo que los modelos consideran que todos son imperecederos. Esto, sin embargo, no genera inconvenientes, ya que las fechas de caducidad son lo suficientemente amplias para adaptarse correctamente a este supuesto.

Este trabajo de tesis ofrece una propuesta de implementación, en la cual se les otorgara a la empresa todas las herramientas necesarias para llevar a cabo los modelos, sin embargo, se escapa del alcance de esta tesis la implementación como tal.

1.5. Estructura de la tesis

La estructura de la tesis sigue de la siguiente manera: en el Capítulo 2 se revisa la literatura existente en torno a la gestión de inventario, lo que incluye a su vez los métodos de estimación de demanda. En el Capítulo 3 se presenta la metodología que se utiliza para cumplir el objetivo de este trabajo, y además se describe la información disponible y la formulación de los modelos a utilizar. En el Capítulo 4 se presentan los resultados computacionales de los modelos además de un análisis exploratorio de los datos disponibles, describiendo a su vez el método por el cual se efectúa la implementación. Por último en el Capítulo 5 se realizan las conclusiones finales.

Capítulo 2

Marco Conceptual

2.1. Gestión de Inventario

La gestión de inventario ha sido un problema ampliamente estudiado en la literatura, utilizando diferentes enfoques, basados en las necesidades y capacidades de las organizaciones que requieren de su correcta administración.

En primer lugar, es necesario definir algunos conceptos claves importantes para el tema de estudio, comenzando por lo dicho por Muller (2003) [1] que “Los inventarios de una compañía están constituidos por sus materias primas, sus productos en proceso, los suministros que utiliza en sus operaciones y los productos terminados”.

Así mismo, también define que las principales razones para almacenar inventario son las siguientes:

- Previsibilidad: el inventario permite tener un mayor control al momento de planear la producción, ya que se logra conocer cuantas unidades se tienen disponibles en cada momento.
- Fluctuaciones de la demanda: permite protegerse ante cambios en la demanda.
- Falta de fiabilidad del proveedor: el inventario permite protegerse cuando un artículo escasea y es difícil de asegurar un suministro constante por parte del proveedor.
- Protección de precio: comprar cantidades de inventario en los momentos apropiados ayuda a evitar el impacto de la inflación en los precios.
- Descuentos por cantidad: a menudo, se ofrecen descuentos si se realizan compras por grandes cantidades.
- Disminución del coste por orden: si se compran una cantidad mayor de un artículo con menos frecuencia, los costos de pedido son menores que comprar cantidades más pequeñas en reiteradas ocasiones.

En el caso de la empresa con la que se realiza el trabajo de tesis solo se considera el inventario de productos terminados, dado que estos son traídos directamente por múltiples proveedores listos para la venta. Por otro lado, las necesidades de la empresa coinciden con las razones expuestas por Muller (2003) [1] en particular las referentes a las fluctuaciones

de la demanda y fiabilidad del proveedor, dadas las condiciones en las que se desarrolla el negocio. De forma complementaria, Nemtajela y Mbohwa (2017) [2] indican que un pobre manejo del inventario trae como consecuencias que la demanda no sea satisfecha, teniendo así excesos o faltas de inventario, no cumpliendo con los objetivos de la organización.

De acuerdo con lo anterior, se explicita de que se tiene un problema de inventario cuando se debe tomar una decisión acerca de cuando realizar una orden y cuanto stock se debe solicitar en esa orden. Para solucionar este problema se desarrollan modelos de inventario que toman en consideración diferentes parámetros relacionados con los costes de inventario y otras variables situacionales como lo son la demanda, los tiempos de entrega, niveles de servicio deseados, etc. (Naddor, 1966) [3].

Con respecto a los objetivos que se buscan alcanzar con la gestión de inventario, la gran mayoría de la literatura, usa el criterio de minimización de costes, implícitamente asumiendo que las decisiones de inventario no afectan en gran medida el flujo de ingresos, a excepción de las potenciales ventas perdidas por quiebres de stock. Sin embargo, los costos involucrados en el manejo de inventario no siempre son fáciles de medir, por lo cual ha llevado a que frecuentemente se utilice una restricción de nivel de servicio que implícitamente trae asociado un costo por ventas perdidas (Silver, 1981) [4].

Algunos autores proponen utilizar sistemas de clasificación que permiten categorizar los productos en base a distintos parámetros, con la finalidad de facilitar la implementación de modelos de gestión de inventario, debido a que el número de productos puede ser demasiado grande (Ernst y Cohen, 1990) [5]. Dentro de estos sistemas se destaca el sistema ABC que Blackstone et al. (2008) [6] define como: “La clasificación de un grupo de artículos en orden decreciente de volumen anual en dólares (precio multiplicado por volumen proyectado) u otros criterios. Esta matriz luego se divide en tres clases, llamadas A, B y C”.

Es posible clasificar los modelos de gestión de inventario, según las características de los parámetros que conforman el modelo. Silver (1981) [4] lista una serie de parámetros a tomar en consideración para clasificar:

- Un producto vs múltiples productos: esto hace referencia a si se va a considerar cada producto de forma independiente de los demás, o puede haber alguna interdependencia entre estos, que puede tomar diferentes formas como lo son restricciones de espacio o presupuesto, si los productos son sustitutos o complementarios, etc.
- Demanda determinística o probabilística: los modelos de inventario se ajustan según la distribución de probabilidad que tenga la demanda, ya sea determinística, o con alguna distribución de probabilidad determinada como Normal o Poisson.
- Un periodo vs múltiples periodos: se refiere a si el inventario se considera para un solo periodo de venta, donde luego el stock restante no se puede usar para satisfacer la demanda de un próximo periodo, o el caso contrario, donde existen muchos periodos de venta.
- Demanda estacionaria o que varía en el tiempo: indica principalmente a si los parámetros que conforman la distribución de probabilidad de la demanda, se mantienen fijos en el tiempo o no.

- Naturaleza del proceso de suministro: corresponde a en que forma se reciben los productos luego de que se generan las órdenes, por ejemplo, que llegan luego de un número determinado de días, o que es luego de un número aleatorio de días, o también incluye la posibilidad de que solo se reciba una porción de los productos solicitados, debido a accidentes o productos en mal estado.
- Estructura de costos de adquisiciones: se toma en cuenta en los casos en los que existen descuentos por cantidad al realizar compras hacia los proveedores.
- Tratamiento de las ventas perdidas: la demanda, cuando un producto se encuentra sin stock, puede considerarse perdida o como un pedido pendiente, el segundo caso suele ser más simple de modelar, esto hace que en ocasiones bajo una política de nivel de servicio alta, se puede asumir que toda esa demanda quedan como pendientes, y eso genera una solución solo un poco inferior a la de sí se considera un modelo con ventas perdidas como tal.
- Caducidad o deterioro de los productos: se refiere a si el modelo incluirá estas condiciones en el modelo.
- Múltiples sucursales: indica el número de sucursales con stock que se consideran en el modelo, y si el modelo toma en consideración las posibilidades de hacer entregas entre sucursales.

Utilizando esta forma de clasificar los modelos de inventario, permite obtener una estimación de qué modelos son los más indicados para el contexto de este trabajo de tesis. Dado el alcance de este trabajo se consideran los productos como independientes, con una demanda probabilística, en múltiples periodos, con una demanda que varía en el tiempo, con entregas en tiempos determinados, y considerando la demanda cuando no hay stock como pendiente. La estructura de costo como tal no influye, ya que los productos en la empresa se obtienen de manera gratuita, ya que se cobra una comisión por venta.

Para finalizar con la clasificación propuesta por Silver (1981) [4], los modelos más cercanos a las condiciones que se presentan en esta tesis son dos:

1. Modelo (s, Q) o two-bin system: involucra un sistema de revisión de inventario continúa, en la cual cuando el stock de un producto llega a un nivel s , se pide una cantidad igual a Q . El modelo lo que busca es escoger valores de s y Q , de tal manera de minimizar los costos cumpliendo con las restricciones del negocio.
2. Modelo (R, S) u order-up-to: este cuenta con un sistema de revisión periódica, donde cada periodo se solicita una cantidad de unidades igual R tal que se alcance una posición de inventario de S .

En el año 2011 Schroeder et al. [7] proponen algunas condiciones que ayudan a optar entre un sistema y otro:

- Debe usarse el sistema revisión periódica cuando deben colocarse o entregarse órdenes a intervalos específicos

- El sistema de revisión periódica debe emplearse cuando se ordenan artículos múltiples a partir del mismo proveedor y se entregan en el mismo embarque. En este caso, el proveedor prefiere consolidar los artículos en una sola orden
- El sistema de revisión periódica debe utilizarse para los artículos poco costosos cuyo nivel de inventario no es controlado de una manera muy rigurosa.

Sin embargo, si bien el sistema de revisión periódica permite la ventaja de tener un reabastecimiento programado, también requiere un mayor inventario de seguridad. Dado que en la empresa con la que se realiza el trabajo de tesis, cada proveedor tiene múltiples productos asociados, y en particular no son productos que posean un coste de inventario alto, es que se propone utilizar un sistema de inventario periódico.

2.2. Modelo de Reposición Periódica

El modelo de reposición periódica o también llamado “Base Stock Model”, fue diseñado para gestionar el inventario de un producto que tiene la oportunidad de tener múltiples oportunidades de reposición a lo largo del tiempo (Cachon y Terwiesch, 2012; Nahmias y Olsen, 2015) [8] [9]. Además, tiene una serie de supuestos sobre los parámetros que definen el modelo, que se pueden resumir en los siguientes (Hopp y Spearman, 2011) [10]:

- Los productos pueden ser analizados individualmente, es decir, su demanda es independiente y no hay interacciones entre ellos en términos de compartir recursos limitados.
- La demanda ocurre en una unidad a la vez, es decir, no se producen pedidos por lotes.
- La demanda no satisfecha no se pierde y queda como pendiente, por lo que no hay ventas perdidas.
- Los tiempos de reposición son conocidos y fijos.
- Las reposiciones son realizadas una a la vez.

Bajo estos supuestos, se describe el modelo utilizando como referencia lo expuesto por Cachon y Terwiech (2012) [8].

La lógica que hay detrás del modelo es que se trabaja con un producto que es vendido a lo largo del tiempo, donde las oportunidades de reposición de stock ocurren a intervalos regulares. El tiempo entre dos oportunidades de reposición es llamado periodo, y todos poseen la misma duración. Las órdenes de reposición de stock, una vez realizadas, tardan una cantidad de tiempo fija en recibirse, que se denomina lead time, que se denota con la letra l . El lead time se mide en número de periodos. Por lo tanto, se definen una serie de eventos que ocurren durante cada periodo en el siguiente orden:

1. Se realiza, en caso de ser necesario, una orden de reposición de stock.
2. Se reciben las órdenes que se hayan realizado previamente y que corresponda su llegada con el periodo actual.

3. Ocurre la demanda del producto, destacando que si existen unidades de inventario sobrantes, quedan disponibles para el siguiente periodo. En el caso contrario, si faltaron unidades, esa demanda que no se pudo satisfacer, queda como una venta pendiente que debe ser satisfecha una vez se tenga el inventario para eso.

A continuación se definen una serie de conceptos que son necesarios para explicar el modelo:

- Inventario en orden (IO): es el número de unidades que se ha ordenado en periodos previos y no se ha recibido aún.
- Inventario en mano (I): es el número de unidades que se tiene disponible para satisfacer la demanda.
- Back-order (B): es el número de unidades que corresponde a la demanda que no se pudo satisfacer y quedo pendiente.
- Nivel de inventario (IN): corresponde a la resta entre el inventario en mano y el back-order. Cabe destacar que este puede tomar valores negativos.
- Posición de inventario (IP): es la suma entre el nivel de inventario y el inventario en orden.

El modelo de reposición periódica define una máxima posición de inventario que se está dispuesta a tener para un producto, cuyo valor se denota con la variable S . Por consiguiente, al inicio de cada periodo, se observa el valor de la posición de inventario y si es menor a S , se ordena una cantidad de stock suficiente para elevar esa posición de inventario a tomar el valor S , en caso contrario, que la posición de inventario tenga un valor igual o mayor a S , entonces no se ordena.

Para obtener el valor de S , hay dos caminos, el primero consiste en realizar una minimización de costos, considerando el coste de almacenar inventario y el que producen los back-order, ya que si bien, poseer un inventario alto permite satisfacer un mayor porcentaje de la demanda, conlleva gasto de almacenaje importante, y, por el contrario, poseer un inventario bajo, conlleva a tener una mayor cantidad de back-orders que pueden generar una pérdida de margen en las ventas, por lo el modelo busca un S que logre equilibrar ambos costos. Sin embargo, como se ha mencionado previamente por Silver (1981) [4], estos costos son difíciles de medir, y en particular la empresa con la que se trabaja en la tesis no los tiene registrados.

La segunda forma de obtener el valor de S , es hacerlo mediante la definición de un nivel de servicio (SL), que corresponde a la probabilidad con la cual, al final de un periodo, no se produjeron quiebres de stock. Por lo tanto, al fijar un nivel de servicio determinado, el valor de S corresponde al mínimo inventario requerido con el cual se alcanza este.

Para calcular el valor de S , primero es necesario entender el siguiente resultado:

$$IN = S - D_{l+1periodos} \quad (2.1)$$

Esto quiere decir que el nivel de inventario al final de un periodo corresponde a S menos la demanda en $l+1$ periodos, la demostración matemática de este resultado se obtiene de Zipkin (2000) [11] y es lo que permite tener una forma de calcular S , de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 SL &= P(IN \geq 0) \\
 SL &= P(S - D_{l+1\text{periodos}} \geq 0) \\
 SL &= P(D_{l+1\text{periodos}} \leq S)
 \end{aligned}
 \tag{2.2}$$

Por lo tanto, si se conoce la distribución de probabilidad de la demanda en $l+1$ periodos, es posible determinar un valor de S tal que cumpla con el nivel de servicio deseado.

De forma complementaria, Verma (2006) [12] verifica los resultados teóricos del modelo de reposición periódica, mediante el uso de simulación, utilizando una demanda con distribución de poisson, y concluye que el modelo es efectivo cuando se tienen niveles de servicio mayores al 90 %.

2.3. Estimación de demanda

Es fundamental contar con método para obtener una estimación de demanda, ya que con ello se calcula el valor óptimo para la posición de inventario del modelo de reposición periódica. Además, como se mencionó anteriormente, se considera que la demanda en la empresa, con la que se desarrolla el trabajo de tesis, no es estacionaria, por lo que se necesita un pronóstico para fechas específicas, que debe ir actualizándose a medida que pase el tiempo.

Nahmias y Olsen (2015) [9], mencionan algunas características de los pronósticos de demanda en general:

- Usualmente, están equivocados: es importante recordar que el valor de un pronóstico no refleja siempre la realidad y es importante ser capaz de reaccionar en caso de que este equivocado.
- Deben incluir más que un solo número: dado que generalmente los pronósticos están equivocados, es necesario conocer una estimación de su error.
- Los pronósticos agregados son más precisos: menciona que tener un pronóstico de la demanda agregada de una categoría es más preciso que el de un producto en particular.
- Mientras más alejado en el tiempo, es menos preciso
- El pronóstico no debe excluir información ya conocida: puede haber información disponible concerniente a las ventas futuras que no se utilizó para realizar el pronóstico, como por ejemplo, la planificación de un periodo de ofertas para un producto en particular, lo cual provocaría que la demanda fuera mayor a lo normal, por lo que esa información debería incluirse manualmente en el pronóstico.

Existen pronósticos de demanda que son cualitativos y se basan en el juicio humano, pero no se profundiza en ellos, ya que es necesario conocer una medida estadística de su error para utilizarlo en el modelo. Por lo que a continuación se describen distintos métodos para

estimar la demanda de una forma cuantitativa.

2.3.1. Distribuciones de probabilidad

El primer método consiste en elegir una distribución de probabilidad para modelar la demanda, y utilizar información de la demanda pasada para encontrar los parámetros de esta. Este ha sido el principal método que utiliza Cachon et al. (2012) [8] para el modelo de reposición periódica.

Este método también es utilizado por Unlu et al. (2009) [13] donde compara el desempeño de utilizar distribuciones normal, poisson, gamma y binomial negativa, en los niveles de servicio. Por otro lado, Silver y Peterson (1995) [14], indican que para productos que tienen una alta rotación, es recomendable aproximar la demanda a una distribución normal, mientras que para productos de baja rotación, una distribución de poisson.

Otro factor relevante es nombrado por Bartezzaghi et al. (1999) [15] que mencionan la importancia de la forma de la distribución, esto se refiere a aspectos como la simetría o la existencia de patrones regulares. Los autores mostraron el impacto de estos factores al comparar el inventario necesario para alcanzar un nivel de servicio determinado, para distintas distribuciones.

Existen varias maneras para estimar los parámetros de una distribución de probabilidad, pero se utiliza el método de máxima verosimilitud descrito por Rice (2006) [16], que consiste en lo siguiente:

Se definen X_1, \dots, X_n variables aleatorias que tienen una densidad de probabilidad conjunta $f(x_1, \dots, x_n|\theta)$. Con valores observados de $X_i = x_i$, con $i = 1, \dots, n$. La verosimilitud de θ como función de x_1, \dots, x_n se define como:

$$lik(\theta) = f(x_1, \dots, x_n|\theta) \quad (2.3)$$

Esta función otorga la probabilidad de observar los datos entregados en base al parámetro θ . El estimador de máxima verosimilitud de θ es el valor que maximiza la verosimilitud, esto quiere decir, que hace que los datos entregados sean más probables de ocurrir.

Si las variables son independientes e idénticamente distribuidas, entonces su verosimilitud es equivalente a:

$$lik(\theta) = \prod_{i=1}^n f(X_i|\theta) \quad (2.4)$$

Sin embargo, en vez de maximizar la verosimilitud, usualmente se usa su logaritmo natural, para simplificar la optimización, con lo que se define la log verosimilitud como:

$$l(\theta) = \sum_{i=1}^n \log[f(X_i|\theta)] \quad (2.5)$$

Cabe destacar que a partir de este valor es posible obtener métricas que permiten evaluar la calidad del ajuste de los datos observados hacia la distribución de probabilidad, lo que facilita

la elección de esta última. Chakrabarti et al. (2011) [17] consideran dos principalmente que se calculan de la siguiente forma:

$$AIC = -2 * l(\theta) + 2 * k \quad (2.6)$$

$$BIC = -2 * l(\theta) + k * \log(n) \quad (2.7)$$

En ambos casos k corresponde al número de parámetros estimados y n al número de observaciones. Para determinar que distribución de probabilidad se ajusta mejor a los datos, se debe elegir aquella que entregue un menor valor en su AIC o BIC, sin embargo, los autores mencionaron que el último es más útil para elegir al modelo con mejor ajuste, pero el AIC es más apropiado cuando se deben realizar predicciones futuras, por lo que es de mayor interés para el trabajo de esta tesis, ya que se deben realizar estimaciones para la demanda futura de los productos en venta.

2.3.2. Regresiones

Otro método que se puede usar para obtener predicciones son las regresiones, que Chase (2009) [18] define como una relación funcional entre dos o más variables correlacionadas. Esto permite pronosticar una variable en base a otra. Existen distintos tipos de regresiones en función de sus propiedades y usos.

2.3.2.1. Regresión Lineal

La regresión lineal se refiere a la clase de regresión especial en la que la relación entre las variables forma una recta (Chase, 2009) [18]. Esta tiene la siguiente forma:

$$y = B_0 + B_1 * x + u \quad (2.8)$$

La letra y corresponde a lo que se denomina como la variable dependiente o explicada, mientras que x , es la variable independiente o explicativa. La letra u representa el error que representa factores distintos a x que afectan a y . Por último, B_1 representa la pendiente de la recta en la relación entre x e y , cuando todos los demás factores en u , permanecen constantes, y B_0 se denomina intercepto o también llamado termino constante (Wooldridge, 2006) [19].

Para estimar el valor de los coeficientes B_0 y B_1 , se utiliza el método de los mínimos cuadrados ordinarios, para esto es necesario tomar una muestra de datos $(x_i, y_i) : i = 1, \dots, n$ y con ello puede escribirse:

$$y_i = B_0 + B_1 * x_i + u_i \quad (2.9)$$

Donde u_i se denomina residuo de la observación i , y lo que se busca es elegir unos coeficientes tales que minimicen la suma de los residuos al cuadrado.

Se puede utilizar más de una variable independiente, en ese caso se denomina modelo de regresión lineal múltiple que puede expresarse como:

$$y = B_0 + B_1 * x_1 + B_2 * x_2 + B_3 * x_3 + \dots + B_k * x_k + u \quad (2.10)$$

Para conseguir que los estimadores de los coeficientes sean insesgados, es decir, que $E(\hat{B}_i) = B_i$, se tienen que cumplir una serie de supuestos (Wooldridge, 2006) [19]:

1. Linealidad de los parámetros: esto quiere decir que el modelo poblacional puede expresarse como: $y = B_0 + B_1 * x_1 + \dots + B_k * x_k + u$, donde B_0, B_1, \dots, B_k son parámetros (constantes) desconocidos de interés y u es el término de error.
2. Muestreo aleatorio: se tiene una muestra aleatoria de n observaciones que sigue el modelo poblacional del supuesto anterior.
3. No hay colinealidad perfecta: en la muestra (y , por tanto, en la población), ninguna de las variables independientes es constante y no hay ninguna relación lineal exacta entre las variables independientes.
4. Media condicional cero: el valor esperado del error u , dados los valores de las variables independientes, es cero.

También existe el supuesto de Homoscedasticidad, que indica que dado cualquier valor de las variables explicativas, el error u tiene la misma varianza. En otras palabras, $Var(u|x_1, \dots, x_k) = \sigma^2$. Al añadirlo junto a los otros cuatro, se cumple el teorema de Gauss-Markov, que indica que $\hat{B}_0, \dots, \hat{B}_k$ son los estimadores lineales insesgados con menor varianza de B_0, \dots, B_k respectivamente.

Finalmente, se añade un último supuesto, que es el de Normalidad, esto quiere decir que el error poblacional u , es independiente de las variables explicativas, y está distribuido de manera normal, con media 0 y varianza σ^2 . Esto permite realizar inferencia estadística y generar intervalos de confianza para las predicciones.

2.3.2.2. Regresión de Poisson

El modelo de regresión de poisson se utiliza cuando la variable dependiente solo puede tomar valores enteros no negativos. Wooldridge (2006) [19], usa la siguiente expresión para definirlo:

$$E(y|x_1, x_2, \dots, x_k) = \exp(B_0 + B_1 * x_1 + \dots + B_k * x_k) \quad (2.11)$$

Debido a que la exponencial siempre toma valores positivos, asegura que los valores predichos también los tengan. Por otro lado, al no poseer ya no tienen una relación lineal, para obtener los parámetros es necesario utilizar un método distinto a los mínimos cuadrados ordinarios, y el que propone Wooldridge (2006) [19] es el de máxima verosimilitud. Además, a diferencia del modelo de regresión lineal, que asume errores con una distribución normal, en este caso no es posible debido a la naturaleza de la variable dependiente, por lo que se asume una distribución de poisson.

2.3.3. Series de tiempo

Los modelos de pronóstico de series de tiempo tratan de predecir el futuro con base a la información pasada (Chase, 2009) [18], en el caso de las ventas, por ejemplo, se utiliza información de las ventas de periodos anteriores para predecir las futuras.

Cada serie de tiempo se puede dividir en cinco componentes (Silver et. al, 1998) [20]:

1. Nivel: captura la escala de la serie de tiempo, sin las otras componentes esta sería constante en el tiempo.
2. Tendencia: identifica el ratio de crecimiento o decrecimiento de la serie a lo largo del tiempo.
3. Estacionalidad: corresponde a patrones que se repiten en intervalos fijos.
4. Movimientos cíclicos: se refiere a principalmente a cambios en la economía.
5. Fluctuaciones aleatorias: son el reflejo de los eventos que no son capturados por las otras componentes.

Existen distintos tipos de modelos de diversa complejidad, el que se utiliza en este trabajo de tesis se denomina Prophet que fue diseñado por Taylor et al. (2018) [21], que se basa en un modelo de series de tiempo descomponible definido por Harvey et al. (1990) [22] y posee tres componentes principales: tendencia, estacionalidad y días festivos. Estos se combinan en la siguiente ecuación:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (2.12)$$

De esta manera, $g(t)$ representa la función de la tendencia, $s(t)$ los cambios por estacionalidad y $h(t)$ el efecto de los días festivos, que pueden ocurrir en periodos irregulares de uno o más días. El término de error ϵ_t , representa cualquier tipo de cambio que no es capturado por el modelo y se realiza el supuesto de que está distribuido de manera normal.

Las ventajas de utilizar este modelo según Taylor et al. (2018) [21] son las siguientes:

- Su flexibilidad, ya que permite acomodar la estacionalidad en múltiples periodos y permite al analista hacer distintas suposiciones sobre la tendencia.
- Las mediciones no necesitan estar regularmente espaciadas, y no es necesario la interpolación de datos faltantes.
- El ajuste es rápido, lo que permite explorar diferentes especificaciones para el modelo.
- Los parámetros son fácilmente interpretables.

De forma complementaria, Jha et al. (2021) [23] utilizaron el modelo Prophet, para pronosticar las ventas de un supermercado, y compararon su desempeño con el de otros modelos de serie de tiempo, llegando a la conclusión de que el primero mostraba un menor error, una mejor predicción y un mejor ajuste. Por otro lado, Ensafi et al. (2022) [24] emplearon una base de datos de ventas públicas de muebles de una tienda de retail y utilizaron también distintos métodos para pronósticos y compararon los resultados usando diferentes métricas, y se destacó que el modelo Prophet tenía un buen desempeño en comparación a los demás.

2.4. Evaluación de los modelos

El modelo que se utiliza para la gestión de inventario es el modelo de reposición periódica, sin embargo, el método para la estimación de la demanda es lo que varía, por lo tanto, es necesario el uso de métricas para evaluar su desempeño, en particular la capacidad de realizar predicciones hacia el futuro.

De esta manera, Hyndman et al. (2018) [25] propone que para evaluar la precisión de los pronósticos es necesario separar la base de datos disponible en dos, una para ajustar el modelo y otra para probarlo, de esta forma permite obtener una estimación más fiable de como se desempeña el modelo al emplear datos nuevos. El tamaño de la base de datos de prueba suele ser aproximadamente el 20 % del total.

De acuerdo a lo anterior, se define el error del pronóstico, que corresponde a la diferencia entre el valor observado y el pronosticado, que se expresa de la siguiente forma:

$$\epsilon_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h|T} \quad (2.13)$$

Donde los datos de ajuste vienen dados por $\{y_1, \dots, y_T\}$ y los datos de prueba por $\{y_T + 1, y_T + 2, \dots\}$. A partir de esto se definen las siguientes métricas:

- Error absoluto medio (MAE) = promedio($|\epsilon_t|$).
- Error cuadrático medio (RMSE) = $\sqrt{\text{promedio}(\epsilon_t^2)}$

Sin embargo, también es relevante evaluar las métricas relacionadas con la gestión de inventario, tales como el fill rate que define Cachon et al.(2012) [8] como:

$$Fillrate = 1 - \frac{Back - order}{Demanda} \quad (2.14)$$

Esto se debe a que los pronósticos entregaran distintas distribuciones para la demanda, que pueden afectar al inventario resultante. Es por esto que mediante simulación se puede verificar si los modelos de estimación de demanda logran obtener los niveles de servicio deseados y también comparar cuál de ellos obtiene mejores resultados.

Capítulo 3

Metodología

Dado que se busca lograr una mejoría en la gestión de inventario, se debe establecer una metodología que permita elaborar una propuesta que se ajuste a las necesidades de la empresa. Esto requiere tomar en consideración los modelos de inventario estudiados en conjunto con los métodos de estimación de demanda, con tal de evaluar su factibilidad y comparar su desempeño mediante diferentes métricas, y finalmente diseñar el método por el cual estos serán implementados.

De esta manera, el primer paso consiste en analizar la información disponible en la base de datos de la empresa, y con ella, identificar cuáles son las variables relevantes para los modelos de inventario y estimación de demanda. Además, es necesario ejecutar un análisis que permita diferenciar los productos en base a sus necesidades, y explicitar las condiciones asociadas al contexto que rodea a la empresa, que el modelo debe incorporar, lo que se describe en la sección 3.1.

En la sección 3.2, se describe el modelo de inventario que se utilizara y en la 3.3 los métodos de estimación de demanda, donde se detallan sus formulaciones y parámetros a considerar. De acuerdo a esto, en la sección 3.4, se explican las métricas consideradas para comparar el desempeño de los diferentes modelos, tomando en consideración que se evalúe tanto la eficacia como los resultados que estos generan en la realidad, teniendo en mente la usabilidad práctica que los modelos tendrán a futuro.

Por último, en la sección 3.5 se describe el método para implementar los modelos de gestión de inventario, donde se detallara la forma en la que serán ejecutados estos por los responsables de la empresa, y los recursos que serán necesarios para esto. Además, se explicarán las variables que se deben tomar en consideración a futuro por parte de la empresa, de tal forma que la propuesta tenga una usabilidad a largo plazo.

3.1. Descripción de base datos

Para acceder a la base de datos de la empresa se utiliza el lenguaje de programación de Python, el cual permite conectarse directamente a la API del sistema de punto de venta utilizado por la empresa. De esta manera se obtiene acceso a la información detallada de cada uno de los productos registrados, donde se destacan los siguientes atributos:

- SKU: corresponde al código único que identifica al producto.
- Tipo: indica la categoría a la que pertenece el producto.
- Proveedor: equivale el nombre de la empresa que provee el producto.
- Inventario: registra el inventario actual del producto.

Además, se tiene registro de cada una de las ventas realizadas hasta la actualidad para cada una de las sucursales de la empresa, con su respectivo detalle, donde se especifican los siguientes atributos:

- Id: corresponde a la identificación de la transacción.
- Fecha: registra el día y la hora en la cual se efectuó la transacción.
- Sucursal: indica el código único que identifica a la sucursal en la que se realizó la transacción.
- Ítems: es una agrupación de datos que contiene información de cada producto incluido en la transacción, en particular, su SKU, el precio empleado en la transacción y su cantidad.

De esta manera, se construye una base de datos con las ventas por producto en cada una de las sucursales disponibles, la cual está separada por periodos de fechas con un nivel de agregación que varía según las necesidades del modelo, que puede ir desde las ventas diarias a ventas semanales, mensuales, etc. Además, se incorporan los atributos de cada producto como su proveedor, tipo, inventario y precio, que corresponde al precio promedio empleado en las transacciones del periodo correspondiente.

Con la información disponible se realiza un análisis exploratorio donde se identifican las variables más relevantes con respecto a la estimación de demanda, como lo son la tendencia y la estacionalidad. También se busca entender cómo están distribuidos los productos a través de los diversos proveedores y determinar cuáles son los niveles de venta promedio de sus productos y la cantidad de información disponible que poseen, con el objetivo de crear categorías para determinar que modelo se ajusta mejor a cada situación.

Debido a la naturaleza de la empresa, se cuenta con una gran variedad de proveedores, y constantemente se van añadiendo más a lo largo del tiempo, lo que conlleva que se agreguen nuevos productos de forma continua, que no tendrán información histórica. Sin embargo, estos productos nuevos pueden compartir atributos con otros productos ya existentes, pero también puede darse el caso contrario, por lo que este factor se toma en cuenta para la elaboración de los modelos.

3.2. Modelo de inventario

Para este trabajo de tesis se utiliza el modelo de reposición periódica o también llamado “Base stock model”, esto debido a que es el que mejor se ajusta a las condiciones de la empresa actualmente, dadas las condiciones mencionadas por Schroeder et al. (2011) [7] que se describieron con anterioridad.

Este es un modelo de revisión periódica, esto quiere decir que el inventario es contabilizado a intervalos regulares, además, es en estos momentos cuando ocurren las solicitudes de stock a los proveedores. Dado que cada producto debe contar con una cierta periodicidad para el modelo, se considera que todos los productos de un mismo proveedor tendrán igual periodicidad, este factor se determina en base a las capacidades de producción de cada proveedor y a los niveles de venta de cada uno, y, por lo tanto, los periodos puede variar entre ellos. Además, se deben realizar de forma coordinada para no saturar un mismo día con muchas solicitudes de stock debido a que la capacidad para recibir inventario en un solo día es limitada.

Otro factor importante del modelo de inventario es el lead time, que corresponde al tiempo que demora en llegar un producto luego de la solicitud de stock correspondiente, el cual es medido en cantidad de periodos, en base a lo mencionado previamente. De esta forma, todos los productos asociados a un mismo proveedor, compartirán este parámetro.

La base del modelo de reposición periódica, es definir un nivel de inventario S , de tal forma que en cada periodo se solicita una cantidad de stock equivalente a la diferencia entre S y el inventario actual, este último valor se obtiene desde la base de datos del sistema de punto de venta. Cabe destacar que el nivel de inventario se obtiene de forma separada para cada producto, y se necesitan dos requisitos, uno de ellos es tener una estimación de la demanda futura, y el otro es un nivel de servicio deseado, que se traduce en la probabilidad de que no ocurran quiebres de stock al final de periodo.

Sin embargo, para obtener un nivel de servicio, según Cachon et al (2012) [8] se debe realizar una minimización de costos, de tal forma de equilibrar el coste de almacenar inventario con el de perder ventas debido a los quiebres de stock, pero dado de que no se posee información para calcular estos, es que se adopta lo propuesto por Silver (1981) [4] que consiste en fijar un nivel de servicio y obtener el valor de S a partir de él. De esta manera, se utilizan distintos niveles de servicio y se comparan los resultados que generan cada uno, de tal forma de determinar cuál es el que mejor se adopta a la realidad de la empresa, considerando la cantidad de inventario que será necesaria para cada producto.

Por último, para obtener una estimación de la demanda futura, se prueban distintos métodos que se expondrán a continuación, donde el objetivo es conseguir un valor de S de tal forma de que pueda satisfacer la demanda con el nivel de servicio deseado.

3.3. Modelos de estimación de demanda

Para llevar a cabo el modelo order up-to, es necesario tener un pronóstico de la demanda futura, es por esto que se prueban distintos métodos a fin de evaluar no solo su poder predictivo, sino que su desempeño práctico en el modelo.

Es importante considerar que dependiendo del proveedor es necesario predecir la demanda de los productos en niveles de agregación distintos, debido a la periodicidad con la que se solicita inventario, y también por los lead time que cada uno posee, el cual influye en el cálculo del valor de S como se mencionó anteriormente. Se utilizan 3 metodologías distintas para estimar demanda futura:

- Distribuciones de probabilidad.
- Regresiones
- Modelo Prophet

La base teórica de cada una de ellas fue estudiada con anterioridad en el marco conceptual y a continuación se describe la formulación y parámetros considerados para calcular el valor de S óptimo en el caso particular de este trabajo de tesis.

3.3.1. Distribuciones de probabilidad

Este método consiste en utilizar distribuciones de probabilidades conocidas para modelar la demanda utilizando la información histórica de las ventas de los productos. En este caso se emplean las distribuciones Normal y Poisson de acuerdo al método utilizado por Cachon et al. (2012) [8].

Para obtener los parámetros de cada distribución se emplea el método de máxima verosimilitud, lo que permite, a su vez, calcular el AIC que, como se mencionó previamente por Chakrabarti et al. (2011) [17], sirve para elegir la distribución que mejor se adapta para realizar predicciones a futuro. De esta manera, para cada uno de los productos, se calcula el valor del AIC de ambas distribuciones y se escoge la que mejor resultado entregue. Por lo tanto, todos los productos quedan con una distribución de probabilidad asignada en particular de acuerdo a su nivel de ajuste.

De esta manera, se obtiene el valor de S , usando la fórmula (2.2), donde se emplea la distribución de probabilidad escogida para cada producto, y se prueban distintos valores para el nivel de servicio. Cabe destacar que en la fórmula, es necesaria la distribución de probabilidad para $l+1$ periodos, donde l corresponde al lead time del producto, es por esto, que para calcular los parámetros, se utiliza una base de datos agregada, de tal forma de que el valor numérico de las ventas, corresponda a la cantidad de periodos deseados.

3.3.2. Regresión Lineal

Se utiliza un modelo de regresión lineal, que consiste en estimar la demanda futura, utilizando una serie de variables que la explican por medio de una relación lineal, en este caso se emplea la siguiente formulación:

$$Demanda_t = \beta_0 + \beta_1 * Precio_t + \beta_2 * Dia_t + \beta_3 * Semana_t + \beta_4 * Mes_t + \beta_5 * Tipo_t + \epsilon_t \quad (3.1)$$

Donde se predice la demanda en un periodo t, en base al precio que tendrá el producto, el día de la semana que corresponda, la semana del mes en la que se encuentra, el mes del año, la categoría del producto y el término ϵ equivale al error aleatorio de la predicción. Cabe destacar que para obtener una estimación de la demanda en un periodo determinado es necesario conocer estos parámetros con anterioridad, esto toma importancia con el precio, ya que este puede cambiar, y, por lo tanto, se debe tener registro de aquello.

Se ejecuta este modelo para cada uno de los proveedores por separado, puesto que al incluir la información de todos, existe un fallo en su poder predictivo, por el hecho de que la existen proveedores con productos que poseen una muy baja venta promedio, en consecuencia, esto perjudica el pronóstico de los productos que tienen una mayor rotación, pues los resultados entregan valores significativamente menores al nivel medio de ventas de estos productos.

Esta formulación cuenta con la limitación de que no se adapta de forma correcta cuando los periodos en los que se realizan las solicitudes de inventario no son regulares, es por esto que su uso se limita solamente a los casos en los que la periodicidad es diaria o semanal. Esto se produce debido a que se utiliza una base de datos de ventas agregada en torno a la duración de cada periodo, de tal forma de que las estimaciones futuras puedan ser comparables en su magnitud.

Dado que se requiere obtener el valor de S para el modelo de reposición periódica, se necesita poseer una cierta distribución de probabilidad para la demanda, en este caso, se emplea una distribución normal, debido al supuesto de normalidad que trae consigo la regresión lineal explicado por Wooldridge (2006) [19]. El promedio de la distribución equivale al valor predicho para la demanda del periodo en análisis, en base a los parámetros del modelo, mientras que para la varianza se emplea la fórmula del error cuadrático medio descrita en la sección 2.4 de este trabajo de tesis, usando como base la información utilizada para calibrar la regresión, esta entrega una estimación fiable de la varianza real de la distribución, al medir la eficiencia del modelo para ajustar la demanda. De esta forma se calcula el valor de S, para distintos valores de nivel servicio.

Es importante destacar que dado que la distribución normal es continua, y puede tomar valores negativos, siempre se emplea el máximo entre cero y el valor de S calculado en la regresión, para ser utilizado en el modelo de reposición periódica, además de aproximar los decimales al número mayor, esto permite que los productos con una venta promedio cercana a cero, logren conservar un mínimo de inventario.

3.3.3. Modelo Prophet

Por último, se utiliza el modelo desarrollado por Taylor (2018) [21] llamado Prophet que permite la predicción de series de tiempo. Este es un modelo aditivo que cuenta con cuatro componentes:

$$y_t = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (3.2)$$

- $g(t)$: representa la tendencia, es decir, como aumenta o decrecen las ventas a medida que pasa el tiempo.
- $s(t)$: es el componente de estacionalidad, mide como cambia la demanda según periodos de tiempo respectivos como el día de la semana o la semana del mes.
- $h(t)$: mide el efecto de los días festivos en la demanda.
- ϵ_t : es el término de error que captura las fluctuaciones que no pueden ser explicadas por el modelo y en este caso sigue una distribución $N(0, \sigma^2)$.

Para implementar este modelo Prophet, se utiliza la base de datos de ventas con una agrupación a nivel diario, y se calcula para cada uno de los productos por separado, dado que la estructura del modelo solo permite proyectar una única serie de tiempo. Este nivel de agrupación permite incorporar con mayor facilidad las estacionalidades que se generan en cada producto a lo largo del tiempo, en particular, incorpora el efecto de los días de la semana, el día del mes, el mes y el día del año en caso de que el producto cuente con más de un año de información histórica.

El modelo entrega estimaciones de demanda a nivel diario, por lo que para conseguir predicciones en los periodos requeridos por el modelo de reposición periódica, se realizan 1000 simulaciones para cada uno de los días que componen el periodo, y luego en cada una de ellas se suman las ventas para obtener simulaciones del periodo completo. Con respecto a la predicción se considera el valor promedio entre estas simulaciones como la demanda estimada del periodo. Este método se utiliza debido a que la demanda entre días no se puede considerar independiente completamente.

Finalmente, para obtener el nivel de inventario S , se necesita de una distribución de probabilidad de la demanda, de tal forma que el valor escogido sea lo suficientemente grande para cumplir con el nivel de servicio dado. En este caso en particular se usa un método alternativo que consiste en utilizar las simulaciones de venta calculadas con anterioridad y se escoge el valor de S en base al percentil que iguala el nivel de servicio.

Cabe destacar que en este modelo es de suma importancia contar con una cantidad suficientemente grande de datos históricos de ventas de un producto para ejecutarse. Donde se observa que el mínimo requerido es de 60 días, por lo que solo se puede utilizar en productos que lleven al menos ese tiempo en la empresa.

3.4. Métricas

Para evaluar el desempeño de los métodos de estimación de demanda, se separa la base de datos disponible en dos, de acuerdo a lo explicado por Hyndman (2018) [25] para que una parte sirva para ajustar los modelos y la restante para comparar el resultado de dichos modelos con información real.

De esta manera, se ejecutan los modelos y a su vez, se calcula el valor de S para cada uno de ellos, esto permite obtener las siguientes métricas:

- RMSE: corresponde al error cuadrático medio, que permite tener una medida de que tanto se aproxima la demanda predicha por el modelo, al valor real y tiene la siguiente fórmula $\sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$.
- Fill Rate real: porcentaje de la demanda satisfecha, considerando que las ventas serán el mínimo entre el inventario y la demanda real. Esta métrica permite determinar si el inventario cumple la función de satisfacer el nivel de servicio deseado, ya que se compara el valor teórico con el obtenido a partir de los datos.
- Inventario Total: corresponde a la suma del nivel inventario óptimo de cada producto dado por el modelo de reposición periódica. Esto permite determinar la eficiencia del modelo para satisfacer el nivel de servicio.

Además de esto, también se realizan gráficos de para observar el nivel de ajuste que poseen los modelos de estimación de demanda, lo que permite visualizar de forma clara las discrepancias entre los valores predichos y los reales.

Estas métricas se calculan para distintas configuraciones de nivel de servicio, y además para distintas categorizaciones de productos, con el objetivo de identificar que modelo se adapta mejor a cada circunstancia. Los productos se pueden dividir en base a su nivel de ventas y también en la cantidad de información histórica que poseen, además de en los distintos atributos que poseen estos en sí mismos.

3.5. Implementación

Finalmente, para implementar el modelo de gestión de inventario se crea una aplicación web utilizando la librería “Flask” y el lenguaje de programación de Python, la cual genera una interfaz mediante la cual los trabajadores de la empresa podrán acceder y generar solicitudes de inventario a cada uno de los proveedores que ellos elijan. Estas solicitudes se envían directamente al correo de los proveedores en un archivo de Excel, donde para cada uno de sus productos se indica el inventario actual y el inventario óptimo de acuerdo al modelo de reposición periódica, solicitando así la diferencia entre ambos. El acceso a esta funcionalidad está protegida mediante una contraseña. Cabe destacar que el método utilizado para obtener el inventario óptimo varía en función del proveedor, ya que se utiliza el que mejor desempeño obtuvo de acuerdo a las métricas calculadas para las circunstancias de ese proveedor en específico.

Por otro lado, también se genera una interfaz a la que pueden acceder tanto los trabajadores de la empresa en la cual podrán observar un dashboard con la información acerca del desempeño de sus productos en las diferentes sucursales. Para acceder se debe seleccionar el proveedor e ingresar la contraseña correspondiente. De esta manera también se genera un dashboard general al cual solo tienen acceso los trabajadores de la empresa con información agregada de todos los proveedores. El contenido de los dashboards se determina en base a reuniones con los trabajadores de la empresa de tal forma de seleccionar la información más relevante para ellos.

Capítulo 4

Análisis y Resultados

4.1. Preprocesamiento de datos

En primer lugar, cabe destacar que la empresa cuenta con dos sucursales, que son independientes entre sí, esto quiere decir, que no se realizan envíos entre ellas y ambas manejan inventario separado. Sin embargo, la base de datos de productos es compartida, lo que implica que un mismo producto puede estar en ambas sucursales.

La base de datos tiene el inconveniente de no registrar si un producto se encuentra activo o no, esto genera que existan casos en los cuales ese producto ya no sea producido por el proveedor, pero aun así sea tomado en cuenta por el modelo de inventario para las solicitudes de stock. Esto complicaría la implementación, ya que los proveedores no entenderían por qué se les está solicitando un producto discontinuado, para solucionar ese problema, una alternativa es que los trabajadores de la empresa eliminen esos productos de manera manual en la base de datos, pero se decide otro enfoque que consiste en crear un filtro que permita categorizar los productos como discontinuados si cumplen una serie de condiciones, para así no ser incluidos en el modelo de inventario, las cuales son:

- Poseer inventario actual igual a cero.
- No registrar ventas en las últimas 12 semanas.

Por otro lado, en la base de datos que registra las ventas, se consideran todas aquellas realizadas desde el inicio de la operación de la empresa en su sucursal más antigua, que corresponde al día 20 de noviembre de 2019, hasta el cierre del día anterior en el cual se ejecuta el modelo.

Finalmente, se crea una base de datos por cada sucursal, con las ventas de cada producto a nivel diario, según lo explicado en la sección 3.1.

4.2. Análisis Exploratorio

Para comenzar se señala el número de SKU distintos en cada sucursal, considerando los filtros hechos previamente, además del número de proveedores y categorías totales, en la siguiente tabla:

Tabla 4.1: Número de productos por sucursal

Cantidad	Sucursal 1	Sucursal 2
SKU	976	572
Categorías	98	78
Proveedores	28	19

Esto permite conocer la cantidad de productos que se deben de considerar dentro del modelo de inventario y la cantidad de proveedores a considerar. A continuación, se presentan las ventas totales, en cantidad, en cada una de las sucursales por mes, del año 2022:

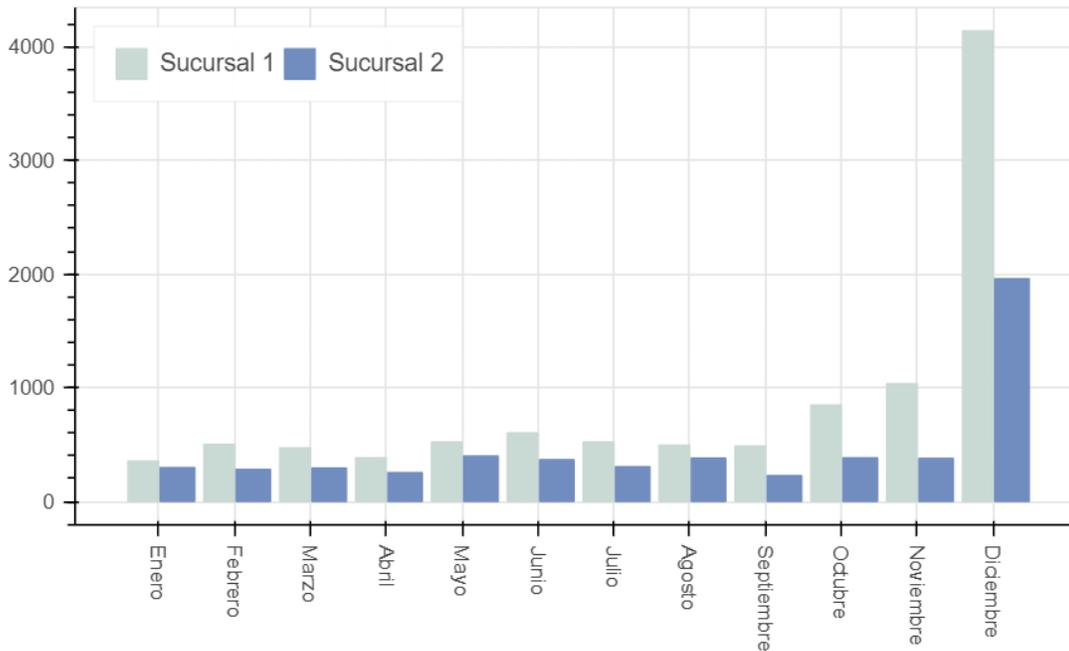


Figura 4.1: Ventas mensuales por sucursal en el año 2022

A partir de la Figura 4.1, se puede observar que la sucursal 1, cuenta con un mayor nivel de venta promedio, lo que se explica mediante la información descrita en la Tabla 4.1, que indica el mayor número de productos que esta posee. Además, se observa que existe un mayor promedio de ventas en el último trimestre del año, llegando a su nivel más alto en el mes de diciembre, que coincide con el evento de la navidad. En la Figura 4.2 es posible confirmar esto, ya que las ventas crecen a medida que se acerca esta fecha. Es importante que el modelo de inventario sea capaz de adaptarse a estos cambios en la demanda para no generar quiebres de stock, es por esto que se necesita de un modelo de estimación de demanda capaz de considerar esta estacionalidad.

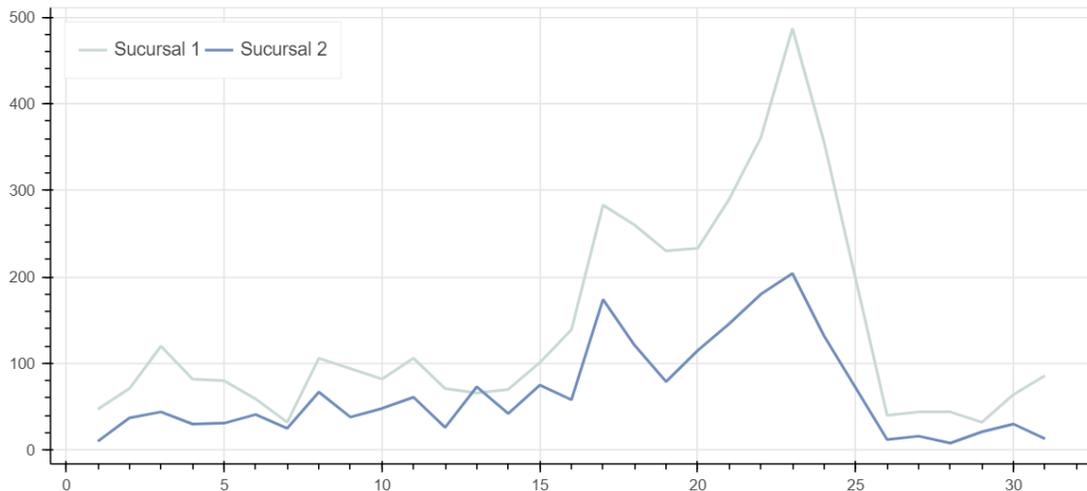


Figura 4.2: Ventas diarias por sucursal en el mes de diciembre del año 2022

Por otro lado, en la Figura 4.3, se muestra como se distribuyen las unidades vendidas entre los proveedores en cada sucursal, lo que permite observar que existe una desigualdad en la magnitud de las ventas entre ellos, por lo cual, algunos necesitaran llevar una mayor cantidad de inventario o tener periodos de reposición más cortos que los demás, para adaptarse a las necesidades de la demanda.

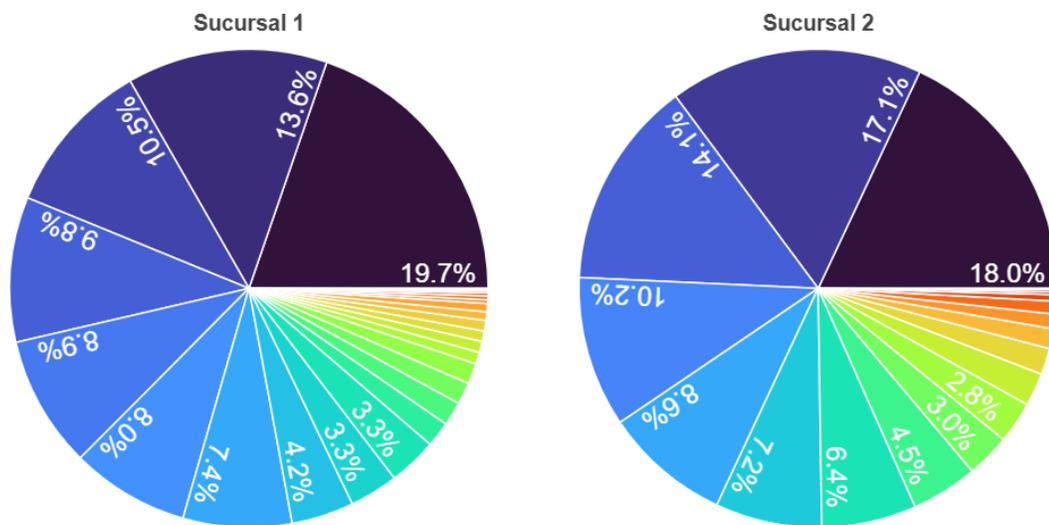


Figura 4.3: Distribución de la cantidad de productos vendidos por proveedor en el año 2022

De acuerdo a lo anterior, en la Tabla 4.2, se muestran las estadísticas del número de productos por proveedor, lo que permite visualizar como se distribuye el total de SKU, entre ellos. Esto es relevante debido a que los productos de un mismo proveedor comparten la periodicidad en la que se realizan solicitudes de inventario, y, por lo tanto, también la fecha de entrega, es importante tomar esto en consideración, ya que a nivel operacional es más

complejo para la empresa cuando se realizan ingresos de productos distintos, independiente de la cantidad de inventario, por lo que se deben coordinar los periodos de reposición para no generar una sobrecarga de trabajo.

Tabla 4.2: Estadísticas del número de productos por proveedor

Estadística	Sucursal 1	Sucursal 2
Promedio de productos	34.9	30.1
Desviación estándar	60.4	28.9
Mínimo	1	1
Percentil 25 %	8.8	9.5
Percentil 50 %	19.5	24
Percentil 75 %	35	42.5
Máximo	326	122

De la misma forma, se analiza el nivel de venta promedio mensual por proveedor, que se puede observar en la Tabla 4.3, a partir de ella se destaca que existe una alta variabilidad en el nivel de transacciones de cada uno. Esto toma relevancia, ya que para el modelo de inventario se debe escoger una periodicidad al momento de generar solicitudes de stock, por lo que los proveedores que menos cantidades venden, la idea es que sus reposiciones tengan una frecuencia menor que los que tienen mayor rotación, de tal forma de equilibrar el tamaño de las solicitudes.

Tabla 4.3: Estadísticas de venta promedio mensual por proveedor

Estadística	Sucursal 1	Sucursal 2
Promedio de venta	51.4	29.2
Desviación estándar	83.4	28.8
Mínimo	1	0.7
Percentil 25 %	6.4	8.1
Percentil 50 %	18.1	20.6
Percentil 75 %	69.3	38.1
Máximo	380	97

Por otra parte, en las Tablas 4.4 y 4.5, se observa cuantos SKU contiene cada categoría de productos, limitándolo a los 10 que tienen mayor cantidad, en cada una de las sucursales. A partir de esto se observa que la categoría predominante en ambas es la ropa de bebe, esto se explica debido a que cada modelo posee distintas variedades en color y talla, por lo que el número de SKU se multiplica. Este fenómeno también afecta la venta promedio por SKU, ya que las ventas de un tipo de ropa se dividen entre las distintas variedades existentes. Respecto al resto de categorías, se observa que a excepción del top 2 y 3, todas poseen una baja cantidad, esto significa que el repertorio de productos es variado en cuanto a su tipo, por lo que los modelos de inventario deben ser capaces de adaptarse a distintos tipos de necesidad.

Tabla 4.4: Top 10 categorías con mayor número de SKU en Sucursal 1

Categoría	Cantidad	Porcentaje
Ropa de Bebe	337	35.1 %
Te e Infusiones	119	12.4 %
Cosmética y Cuidado de la piel	95	9.9 %
Juegos	29	3 %
Aros	28	2.9 %
Chocolates	24	2.5 %
Bananos	21	2.1 %
Papelería	18	1.9 %
Plantas	17	1.8 %
Carteras	14	1.5 %

Tabla 4.5: Top 10 categorías con mayor número de SKU en Sucursal 2

Categoría	Cantidad	Porcentaje
Ropa de Bebe	131	23.4 %
Cosmética y Cuidado de la piel	109	19.5 %
Te e Infusiones	36	6.4 %
Espicias	27	4.8 %
Aros	25	4.5 %
Bananos	25	4.5 %
Chocolates	18	3.2 %
Papelería	18	3.2 %
Collares	17	3 %
Menaje y decoración	9	1.6 %

En lo relativo al nivel de ventas individual de los productos, a partir de la Tabla 4.6, se observa el promedio de venta mensual por SKU, donde se destaca que la mayoría de los productos poseen un bajo nivel de ventas, esto se explica en parte debido a lo mencionado previamente sobre las categorías de productos relacionadas con ropa, pero también se observa que por lo menos el 75 % de los SKU poseen un nivel de venta mensual menor o igual a 2.

Como consecuencia de lo mencionado previamente, se decide categorizar los productos en un enfoque ABC, en torno a sus niveles de venta y a partir de ahí observar sus estadísticas agregadas. De esta forma se ordenan los productos de mayor a menor en torno a sus ventas totales del año 2022, y en la categoría “A” se incluyen aquellos que representan el 80 % de estas, mientras que en las categorías “B” y “C” el 15 % y 5 % respectivamente. Los resultados se muestran en la Tabla 4.7, donde si se ve un incremento de la venta promedio en los productos de la categoría A, pero aun así siguen siendo valores bajos, por lo que se debe tener en consideración al momento de realizar los pronósticos de demanda y el modelo de inventario.

Tabla 4.6: Estadísticas de venta promedio mensual por producto

Estadística	Sucursal 1	Sucursal 2
Promedio de venta	2.4	1.7
Desviación estándar	7.1	3.7
Mínimo	0.1	0.1
Percentil 25 %	0.6	0.5
Percentil 50 %	1	1
Percentil 75 %	2	1.5
Máximo	119.8	59.3

Tabla 4.7: Estadísticas de venta promedio mensual por categoría

Estadística	Sucursal 1			Sucursal 2		
	A	B	C	A	B	C
Cantidad de SKU	219	341	416	159	195	218
Promedio de venta	6.7	1.6	0.9	3.5	1.2	0.9
Desviación estándar	14.1	1.7	0.5	6.6	1.2	0.5
Mínimo	0.8	0.2	0.1	0.6	0.2	0.1
Percentil 25 %	1.3	0.5	0.5	0.9	0.4	0.5
Percentil 50 %	2.3	0.8	1	1.3	0.6	1
Percentil 75 %	5.8	2	1	3.2	1.5	1
Máximo	119.8	9	2	59.3	6	2

Por último, se analiza cuanta información de ventas histórica poseen los productos, lo que se mide en el número de días desde que se registró su primera venta hasta la última fecha registrada. De esta manera, en la Tabla 4.8 se observa que en ambas sucursales, más del 75 % de los productos poseen menos de un año de información de ventas, lo cual también afecta al desempeño de los modelos de estimación de demanda por lo que se considera al momento de escoger el método. El alto porcentaje de productos con menos de un mes de información de ventas se explica debido a que corresponden a productos que se crearon exclusivamente para el mes de diciembre por motivo de la navidad. Sin embargo, la razón detrás de que el promedio de información histórica disponible por producto sea baja se debe a que existe una gran rotación de proveedores, es decir, que constantemente se van añadiendo más a lo largo del tiempo, mientras que otros se van quitando, esto se debe a las características particulares de la empresa con la que se desarrolla este trabajo de tesis.

Tabla 4.8: Estadísticas de cantidad de días de ventas históricas por producto

Estadística	Sucursal 1	Sucursal 2
Promedio	205.6	207.3
Desviación estándar	286.3	222.7
Mínimo	1	1
Percentil 25 %	16	24
Percentil 50 %	59.5	129
Percentil 75 %	320	369
Máximo	1056	930

4.3. Construcción de Modelos

4.3.1. Definición de Parámetros

Con el objetivo de ejecutar el modelo de reposición periódica, en primer lugar se asigna un valor a los parámetros que serán utilizados en el modelo, que corresponden a los siguientes:

- Periodicidad
- Lead Time
- Nivel de Servicio
- Estimación de demanda

Para asignar el valor de la periodicidad, se categoriza a los proveedores en base a su nivel de venta promedio mensual, en comparación al percentil en el que se encuentre dentro de su sucursal, originando tres niveles: A, B y C. Donde a cada uno se le asigna una periodicidad distinta según la siguiente tabla:

Tabla 4.9: Asignación de Periodicidad

Categoría	Condición	Periodicidad
A	$Venta > Percentil_{75}$	Semanal
B	$Venta \geq Percentil_{25} \ \& \ Venta \leq Percentil_{75}$	Cada dos semanas
C	$Venta < Percentil_{25}$	Mensual

El objetivo de esta separación es equilibrar los niveles de inventario entre los distintos proveedores, ya que un proveedor de categoría A en una semana vende más que uno de categoría B o C en la misma ventana de tiempo, lo que conllevaría a que necesite una cantidad de inventario superior al resto, lo que a su vez influye en la imagen de la tienda al tener mayor cantidad de productos en exposición. Debido a esto se amplía la ventana de tiempo a considerar en las categorías B y C de tal forma que se asemeje el flujo de la categoría A, y así sus niveles de inventario sean similares.

Por otro lado, se filtra la base de datos para que solo incluya aquellos productos que posean más de 60 días de venta histórica, con la finalidad de que todos los modelos de estimación de demanda sean funcionales y permita comparar sus resultados de manera justa. De esta manera, en la Tabla 4.10 se observa el número de productos resultantes por categoría. Por lo tanto, en cada una de ellas se encuentran presentes aquellos productos que pertenecen a los proveedores que cumplen con la condición de venta promedio respectiva y la cantidad de información histórica requerida.

Tabla 4.10: Número de productos totales por categoría

Estadística	A	B	C	Total
Número de Productos	257	367	21	643

De esta manera, en la Figura 4.4 se compara el nivel de venta promedio semanal de los productos pertenecientes a cada categoría, mientras que en la Figura 4.5, se observa el nivel de venta promedio con el nivel de agregación que corresponde a su periodicidad establecida, lo que permite a las categorías con nivel de venta promedio bajo, equilibrar su nivel de venta de tal forma de mantener un inventario equilibrado en relación con los demás productos.

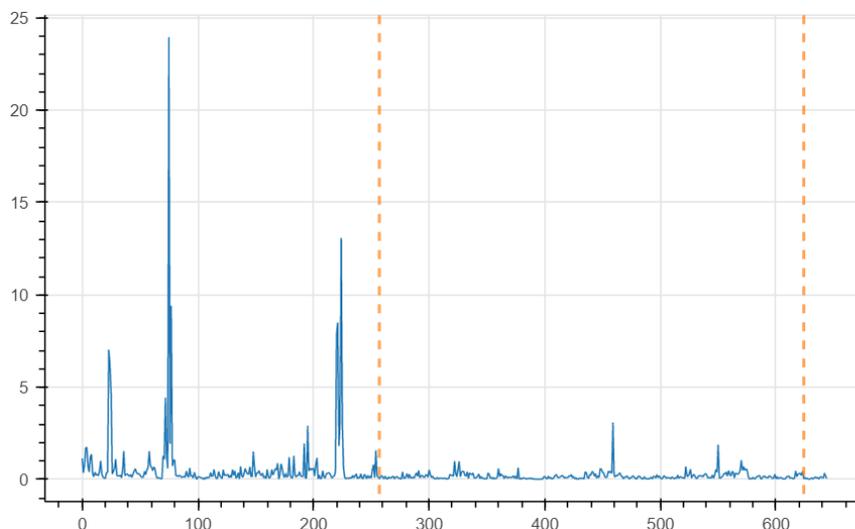


Figura 4.4: Venta promedio semanal por categoría (de izquierda a derecha: A, B y C)

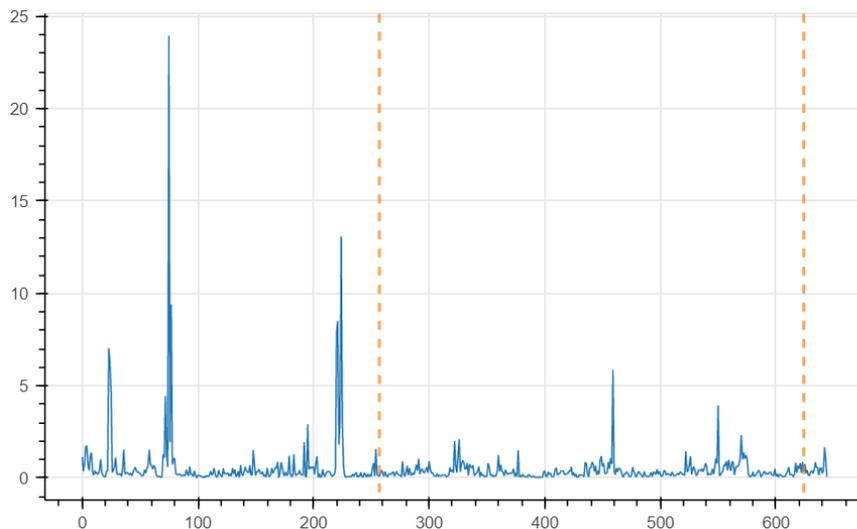


Figura 4.5: Venta promedio por periodo en cada categoria (de izquierda a derecha: A, B y C)

Por otro lado, con el objetivo de poseer un punto de comparación respecto al inventario total que proponga el modelo de reposición periódica, en la Tabla 4.11 se observa el inventario del día 9 de enero del año 2023.

Tabla 4.11: Inventario de productos por categoria el día 9 de enero de 2023

Estadística	A	B	C	Total
Número de Productos	1359	608	69	2063

Con respecto a los lead time, se toma en consideración que estos tengan una duración de un periodo como máximo, ya que según la experiencia de la empresa, los proveedores no tardan una cantidad superior a eso para realizar reposiciones de stock, por lo que se prueban los modelos utilizando ese valor. Es por esto que para los proveedores de las categorías A, B y C, tendrían un lead time de una semana, dos semanas y un mes respectivamente.

En cuanto al nivel de servicio, de la misma forma se ejecuta el modelo utilizando distintos valores, en este caso se prueban valores de 90 %, 95 % y 99 %.

Por último, para la estimación de demanda, se utilizan tres enfoques los cuales son utilizar distribuciones de probabilidad conocidas, regresiones lineales y el modelo Prophet.

4.3.2. Datos de Entrenamiento y Testeo

Para ejecutar el modelo, se separa la información disponible en dos para que una parte sirva para estimar los parámetros del modelo y la otra para comparar los resultados de este con lo acontecido en la realidad. Dado que el objetivo es comparar el desempeño del modelo de inventario, es necesario evaluar sus métricas en torno a cada periodo, pero debido a que cada proveedor posee periodos de distinta duración, no se puede dividir la base de datos de forma general, ya que algunos proveedores tendrán más periodos que otros. Por lo tanto, se

separa la base de datos de tal forma que todos los proveedores posean la misma cantidad de periodos para comparar resultados, que se establece en un total de cinco para cada uno, de tal forma de tener una estimación promedio de su desempeño.

Por otro lado, los resultados se muestran de forma separada para categoría de proveedor, con el objetivo de comparar el desempeño del modelo cuando se trata de proveedores que poseen distinto nivel de venta promedio.

Con respecto a los periodos de ventas utilizados ejecutar el modelo, se realiza un analisis separado para el mes de diciembre y otro para el resto de los meses, debido al peak de ventas que ocurre en ese mes de manera total, con el objetivo de determinar que método se ajusta mejor a cada situación. Dado que prácticamente menos del 75 % de los productos posee información de más de un año de ventas en base a lo observado en la Tabla 4.8, es que se considera el mes de diciembre del año 2022 como periodo para evaluar el desempeño de los modelos. En este caso, dado que cada proveedor posee distinta periodicidad, los resultados mostrados corresponden al promedio de los periodos que constituyen el mes de diciembre, donde la cantidad de estos varía de acuerdo a la periodicidad correspondiente.

4.4. Resultados

4.4.1. Predicción de demanda

En primer lugar, se observa en las Tablas 4.12 y 4.13 que el RMSE promedio suele ser menor en el modelo que utiliza distribuciones de probabilidad conocidas como la Normal y Poisson en todos los casos, excepto en el que corresponde al mes de diciembre en la categoría “A”, donde el modelo Prophet presenta un mejor resultado, esto indica que este modelo tiene una mejor predicción cuando los niveles de venta son altos, pero cuando es el caso opuesto, es mejor optar por el primer método.

Tabla 4.12: RMSE promedio por modelo en meses comunes

Modelo	A	B	C
Distribuciones de Probabilidad	1.3	0.7	0.7
Regresión Lineal	2.3	0.8	2
Prophet	1.6	1	1.4

Tabla 4.13: RMSE promedio por modelo en diciembre

Modelo	A	B	C
Distribuciones de Probabilidad	6.9	1	1
Regresión Lineal	7.9	1.8	2.6
Prophet	5.9	1.3	1.6

Sin embargo, los valores predichos promedio por cada método no son suficientes para indicar su fiabilidad en el modelo de inventario, sino también su forma, es por esto que en la Figura 4.6 y 4.7 se grafica la venta promedio por periodo en cada categoría y también el percentil 95, de cada uno de los métodos en los meses comunes y en diciembre respectivamente. A partir de esto se observa la misma tendencia mencionada previamente, donde el método de distribuciones de probabilidad y el Prophet tienen resultados similares, pero este último tiende a obtener unas predicciones más elevadas en comparación, lo que a su vez permite adaptarse mejor cuando esta demanda se incrementa debido a la estacionalidad producida en el mes de diciembre. Por otro lado, el método de regresión lineal tiende a obtener unas predicciones mucho más elevadas que los otros dos métodos, sin embargo, la mayoría de las ocasiones suele sobreestimar la demanda real, y no se adapta bien a los cambios producidos por la estacionalidad.

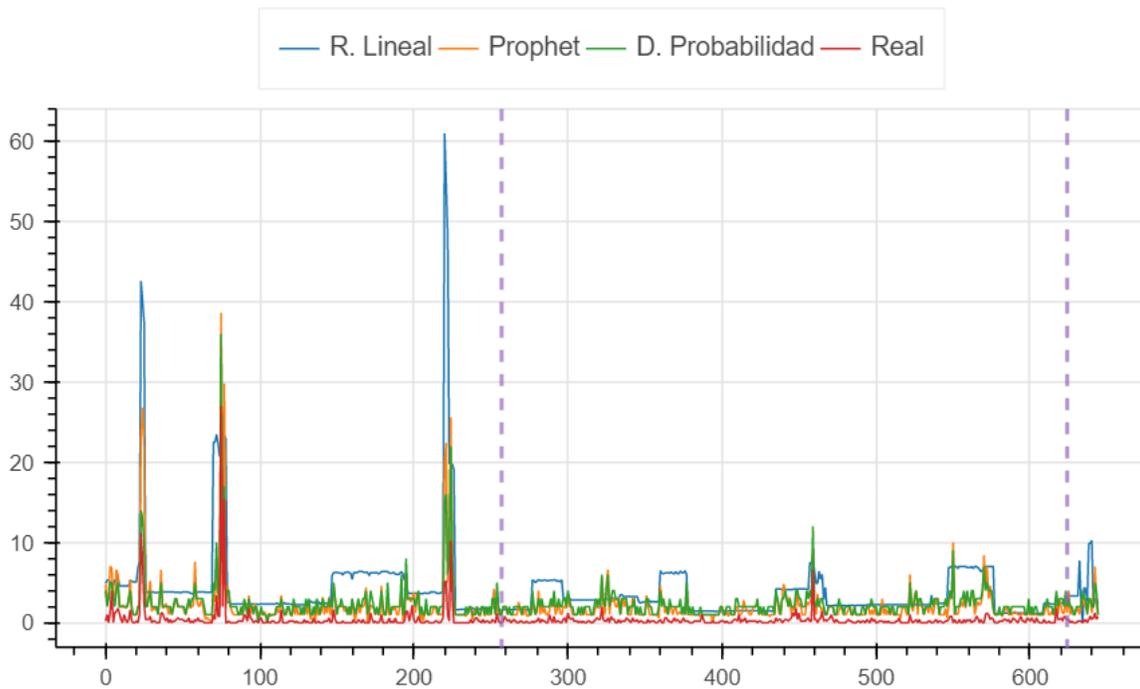


Figura 4.6: Comparación de métodos de predicción en meses comunes por categoría (de izquierda a derecha: A, B y C)

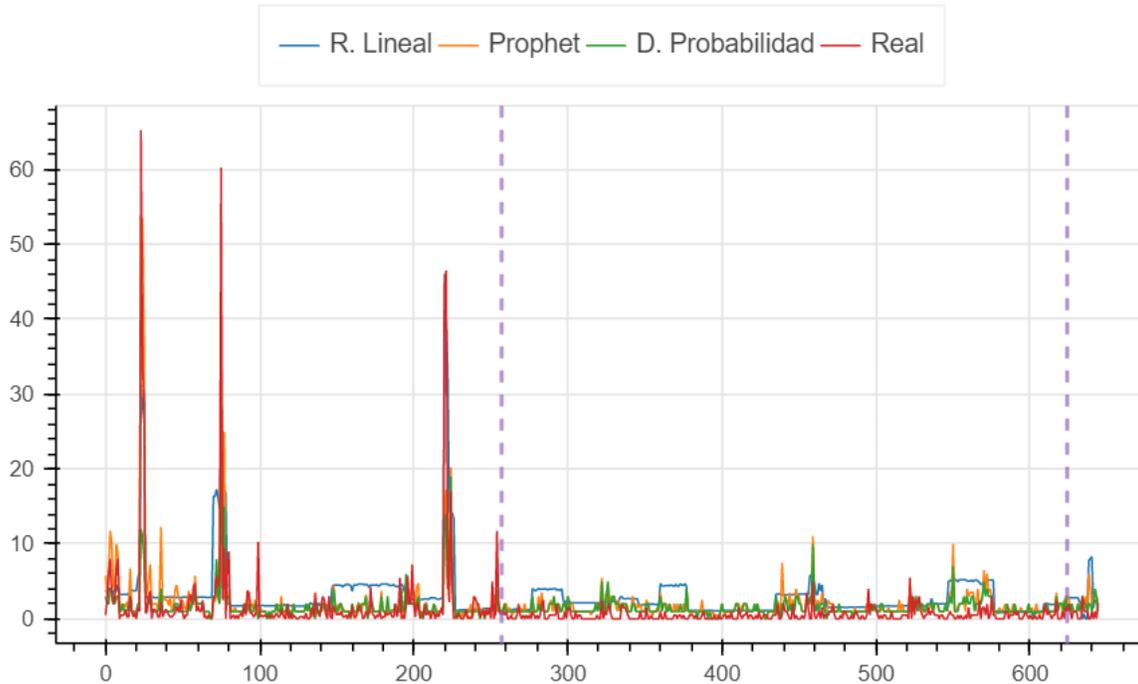


Figura 4.7: Comparación de métodos de predicción en mes de diciembre por categoría (de izquierda a derecha: A, B y C)

4.4.2. Modelo de Inventario

Para evaluar el desempeño de los métodos de estimación de demanda en los distintos escenarios, se calculan las métricas de Fill Rate y el inventario promedio. Estas métricas corresponden al promedio de los periodos de prueba utilizados, y se calculan para los tres niveles de servicio establecidos previamente, que corresponden a 90 %, 95 % y 99 %. El análisis se realiza por separado en cada categoría de productos empleada.

4.4.2.1. Categoría A

A partir de lo observado en las Tablas 4.14, se destaca que en los periodos comunes, los tres modelos son capaces de obtener un Fill Rate elevado que naturalmente va incrementando si se eleva el nivel de servicio, donde el que presenta mejores resultados es el modelo Prophet. Cabe mencionar que a partir de la Tabla 4.11, se observa que el inventario actual en la categoría A corresponde a 1359 unidades, por lo que utilizando ya sea el método de Prophet o el de distribuciones de probabilidad, se podría reducir este inventario a menos de la mitad manteniendo un nivel de servicio elevado, a excepción del modelo de regresión lineal que requiere mayor inventario en promedio.

Tabla 4.14: Estadísticas de Inventario en Categoría A por modelo y nivel de servicio en periodo normal

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	85.8 %	90.4 %	95.7 %	406	498	698
R. Lineal	84.9 %	89.2 %	94.9 %	859	1066	1455
Prophet	90.1 %	92.3 %	96.3 %	505	570	700

Con respecto a los periodos de diciembre, a partir de la Tabla 4.15 se observa que los Fill Rate tienden a disminuir considerablemente en consideración a los periodos normales, esto se debe a que los modelos no poseen la capacidad de reacción frente a este incremento de la demanda. La razón de esto es que, por un lado, el modelo que utiliza distribuciones de probabilidades, no tiene una componente temporal en su formulación, es por esto que su desempeño en este caso es el peor de los tres. Por otra parte, el resto de modelos si bien incluyen una componente de estacionalidad, gran parte de los productos no cuenta con historial suficiente de ventas que permita al modelo conocer este comportamiento, ya que de acuerdo a lo observado en la Tabla 4.8, menos del 75 % de los productos poseen más de 1 año de historial de ventas. Cabe considerar, por otra parte, que el modelo de regresión lineal es el que presenta un mayor Fill Rate en este caso, pero con la desventaja de que requiere un inventario mucho mayor.

Tabla 4.15: Estadísticas de Inventario en Categoría A por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	54 %	58.6 %	65.9 %	406	498	698
R. Lineal	63.6 %	69.9 %	78 %	859	1066	1455
Prophet	66.6 %	70 %	75.2 %	662	731	863

4.4.2.2. Categoría B

Con respecto a los productos de la categoría B, si bien poseen un menor nivel de venta en general en comparación a los productos de la categoría A, al ser su periodicidad mayor, se compensa esta diferencia, es por eso que los resultados observados en la Tabla 4.16 son similares a los vistos previamente con la principal diferencia de que en este caso el modelo con mejores resultados es el de distribuciones de probabilidad. La razón detrás de esto es que a pesar de que la venta promedio del periodo sea similar a la categoría A, el modelo Prophet sigue utilizando una base de datos diaria para su formulación, por lo que la diferencia en el nivel base de ventas si le afecta. Por otro lado, se observa que los niveles de inventario promedio requeridos son levemente superiores a los 608 que se observan en la Tabla 4.11 cuando el nivel de servicio es de 99 %, pero menores en el resto de casos.

Tabla 4.16: Estadísticas de Inventario en Categoría B por modelo y nivel de servicio en periodo normal

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	83.8 %	93 %	98.5 %	406	533	794
R. Lineal	89.3 %	93.1 %	96.5 %	702	851	1131
Prophet	87.4 %	90.3 %	94.1 %	485	548	643

En cuanto a los periodos de diciembre, si bien se observa que decrecen los Fill Rate, no lo hacen a la misma magnitud que en la categoría A, esto se debe a que los incrementos de ventas de estos productos son menores en promedio. En este punto se destaca que el modelo de distribuciones de probabilidad sigue siendo el que mejor resultado obtiene, ya que si bien es un modelo estacionario, la demanda no crece lo suficiente como para alejarse lo suficiente de las distribuciones empleadas.

Tabla 4.17: Estadísticas de Inventario en Categoría B por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	76.2 %	86.4 %	92.3 %	406	533	794
R. Lineal	69.1 %	75.6 %	83.4 %	701	851	1131
Prophet	79.5 %	83.4 %	88.2 %	534	594	693

4.4.2.3. Categoría C

Por último se observan los resultados de la categoría C para periodos normales en la Tabla 4.18, la cual incluye a los productos con menores niveles de venta, por lo que de igual forma que en la categoría B, el modelo Prophet presenta peores resultados que los demás modelos y el que obtiene mejores resultados en este caso es el de regresión lineal. En este caso los inventarios requeridos en esta categoría son similares a los 69 que se muestran en la Tabla 4.11.

Tabla 4.18: Estadísticas de Inventario en Categoría C por modelo y nivel de servicio en periodo normal

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	69.3 %	83.7 %	95.6 %	28	37	50
R. Lineal	97.1 %	97.8 %	98.4 %	65	73	89
Prophet	80.1 %	80.1 %	83.7 %	37	40	46

Con respecto al periodo de diciembre, en la Tabla 4.19 se observa que los Fill Rate no disminuyen considerablemente a excepción del modelo de regresión lineal, dado que este modelo se realiza por proveedor, es posible que proveedores que poseen un bajo nivel de venta

durante los meses anteriores si incrementan un poco sus ventas, el modelo no va a ser capaz de capturarlo, ya que este suele penalizar bastante los niveles de venta bajos, este comportamiento se observa en la Figura 4.7, donde a los productos que mayor incremento tuvieron en ventas fue al que menor demanda le predijo. Por otro lado, los modelos de distribuciones de probabilidad y Prophet presentaron ambos resultados similares.

Tabla 4.19: Estadísticas de Inventario en Categoría C por modelo y nivel de servicio en periodos de diciembre

Modelo	Fill Rate			Inv. Promedio		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
D. P.	82.4 %	94.1 %	94.1 %	28	37	50
R. Lineal	64.1 %	67.8 %	71.7 %	52	60	74
Prophet	94.1 %	94.1 %	100 %	44	49	52

4.5. Elección de Modelo

De acuerdo a los resultados presentados previamente se decide que se mantendrá un nivel de servicio del 99 % debido a que los incrementos en el inventario promedio requerido no superan la capacidad actual y así se puede garantizar un mayor Fill Rate. Por consiguiente, los modelos escogidos para cada situación se presentan en la Tabla 4.20, y consisten en el modelo que presento un mayor Fill Rate manteniendo un nivel de inventario que sea menor al inventario de referencia que se posee, con tal de no superar la capacidad de bodega existente.

Además, se agrega la categoría de productos nuevos, que corresponde a aquellos productos en los cuales se posee una cantidad de información de ventas menor a 60 días, para la cual se escoge utilizar el método de distribuciones de probabilidad, ya que en principio es el único que no necesita de una cantidad mínima de datos para implementarse. De esta manera los productos nuevos tendrán solicitudes de stock utilizando la información de las ventas que obtengan desde su ingreso hasta el próximo periodo de reposición que le corresponda a su proveedor, y a medida que pase el tiempo y dejen de cumplir con la condición de productos nuevos, se ajustaran a los métodos que le correspondan a su proveedor.

Se hace la distinción de periodos normales y diciembre debido a la estacionalidad presente, pero finalmente no existe una diferencia entre el método utilizado para ambas circunstancias, ya que, por una parte, las categorías B y C no poseen una alta variabilidad en ese mes por lo que un modelo estacionario como el de las distribuciones de probabilidad se adecua correctamente, y en la categoría A el modelo Prophet en su formulación está incluida la presencia de cambios estacionales, y su efectividad frente a estos escenarios viene dada por la cantidad de información histórica que posean los productos exclusivamente. Sin embargo, debido a que la periodicidad de los proveedores de categoría A es de una semana, eso permite una mayor capacidad de reacción en el caso de que el pronóstico del modelo Prophet sea insuficiente.

Tabla 4.20: Métodos de estimación de demanda óptimos para cada situación

Categoría	Periodo Normal	Diciembre
A	Prophet	Prophet
B	Distribuciones de Probabilidad	Distribuciones de Probabilidad
C	Distribuciones de Probabilidad	Distribuciones de Probabilidad
Productos nuevos	Distribuciones de Probabilidad	Distribuciones de Probabilidad

4.6. Aplicación Web

Finalmente, se genera la aplicación web con la cual los trabajadores de la empresa pueden ejecutar el modelo de reposición periódica, de tal forma de que se le envíe por correo a los proveedores las solicitudes de stock de manera automática. El modelo que se ejecuta es distinto para cada proveedor de acuerdo a lo mostrado en la Tabla 4.20. De esta manera en la interfaz se muestra un listado con todos los proveedores que pertenecen a cada sucursal, y a partir de ahí pueden seleccionar a quienes se les realiza la solicitud, con lo cual se aprieta el botón de enviar y se generan los correos. Además, los proveedores están ordenados de acuerdo a su categoría de tal forma de facilitar selección. Se decide que el trabajador escoja manualmente con el objetivo de tener una mayor flexibilidad al momento de elegir que días se realizan las solicitudes, ya que si bien se propone una periodicidad de acuerdo a la categoría del proveedor, estos pueden iniciar en días distintos.

De acuerdo a esta información el proceso a implementar dentro de la empresa requiere que se posea un calendario donde indique en que días le corresponde una solicitud de reposición a cada proveedor, por lo que al inicio de cada semana, se debe acceder a esta plataforma y seleccionar a los proveedores que les corresponda y enviar el correo con la información. Se recomienda que sea la persona con el cargo de jefe/a de tienda la que se encargue de efectuar esta labor en su respectiva sucursal, debido a la responsabilidad que conlleva. Sin embargo, también se le debe dar acceso al jefe/a del proyecto que se recomienda que posea conocimientos mínimos de programación en caso de que haya que modificar algunos parámetros de la aplicación, como lo pueden ser los correos electrónicos de los proveedores.

Cabe destacar que cada vez que se ejecuta el modelo este utiliza toda la información disponible hasta el día anterior de su ejecución, por lo que los niveles de inventario solicitado se actualizan cada periodo al recibir nueva información.

Por otro lado, también se generan dashboard que poseen información acerca de las ventas de cada proveedor, las cuales son accesibles utilizando la aplicación web mediante el uso de una contraseña, donde se muestra el inventario actual de cada uno de sus productos por sucursal además de diferentes gráficos. En las Figuras 4.8, 4.9, 4.10 y 4.11 se observan ejemplos de lo que se puede observar en el dashboard de un proveedor para una sucursal en particular, ya que estos gráficos se repiten por cada sucursal en la que el proveedor posea productos.

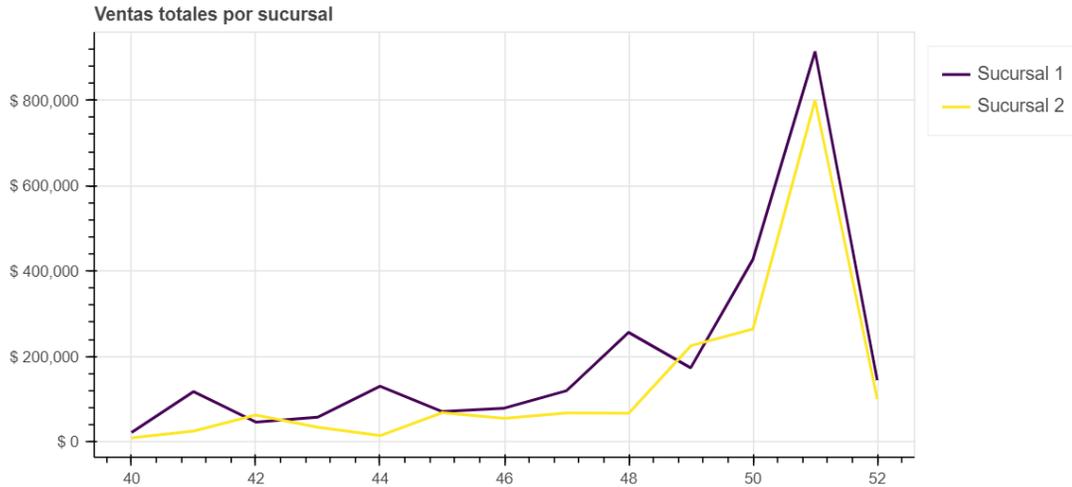


Figura 4.8: Ejemplo de ventas por sucursal a lo largo del tiempo

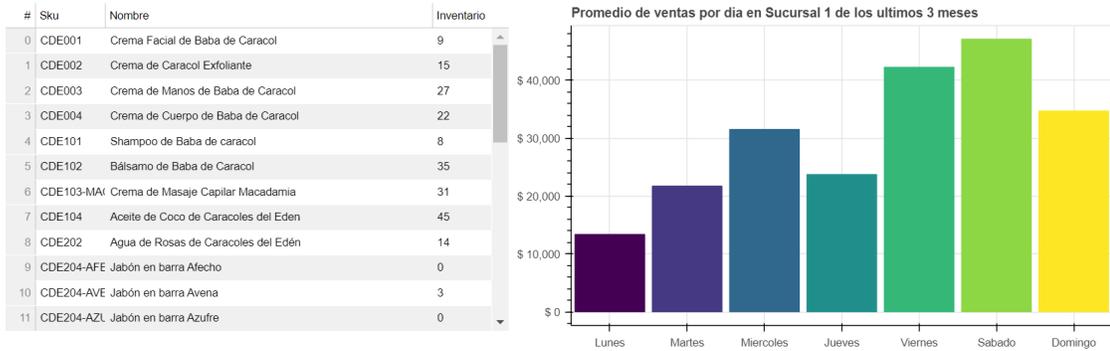


Figura 4.9: Ejemplo de ventas promedio por día de semana y tabla con inventario actual

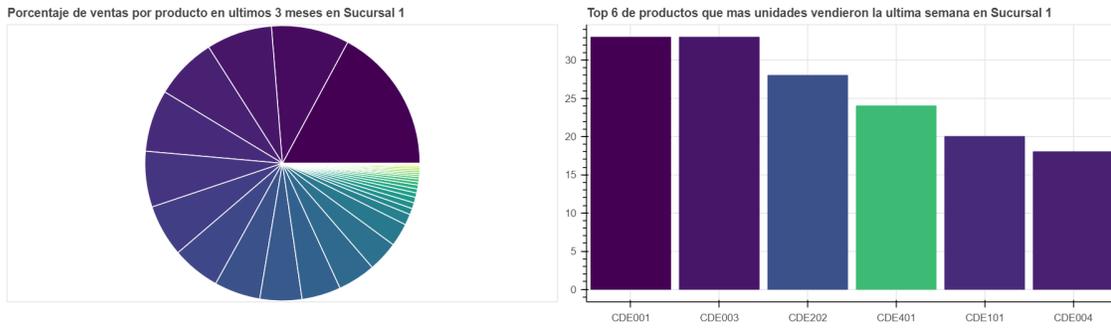


Figura 4.10: Ejemplo de top 6 de productos que mas unidades vendieron la ultima semana y distribución de ventas por producto

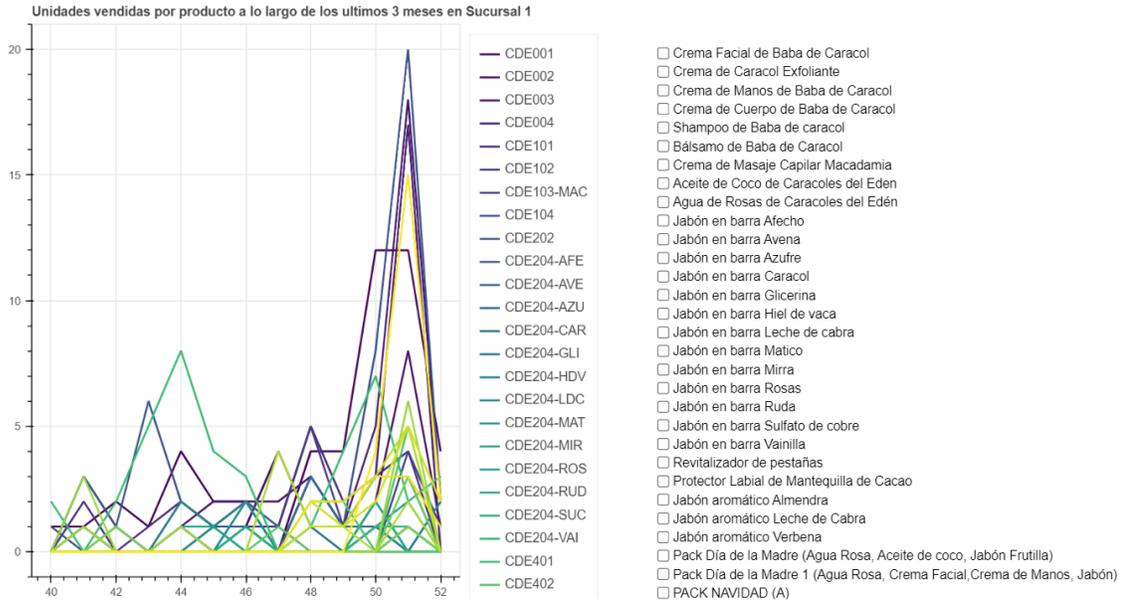


Figura 4.11: Ejemplo de grafico comparativo de las ventas historicas por producto

De la misma forma se genera un dashboard con información agregada de todos los proveedores al cual solo poseen acceso los trabajadores de la empresa mediante una contraseña. En las Figuras 4.12, 4.13 y 4.14 se observan ejemplos de lo que se puede observar en el dashboard para una sucursal en particular, ya que estos gráficos se repiten por cada sucursal.

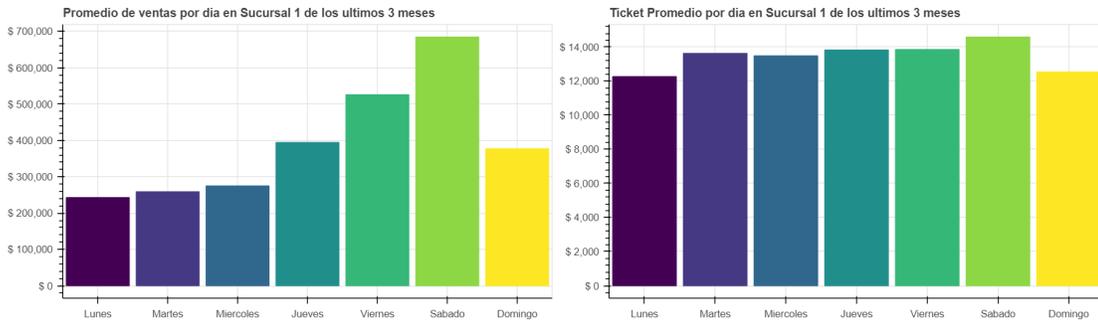


Figura 4.12: Ejemplo de grafico comparativo de las ventas historicas por producto

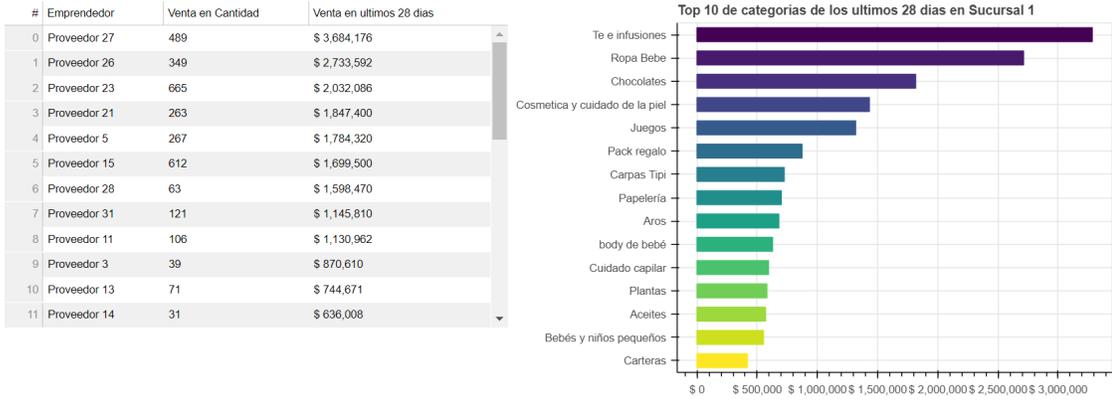


Figura 4.13: Ejemplo de ventas promedio por dia de semana y ticket promedio

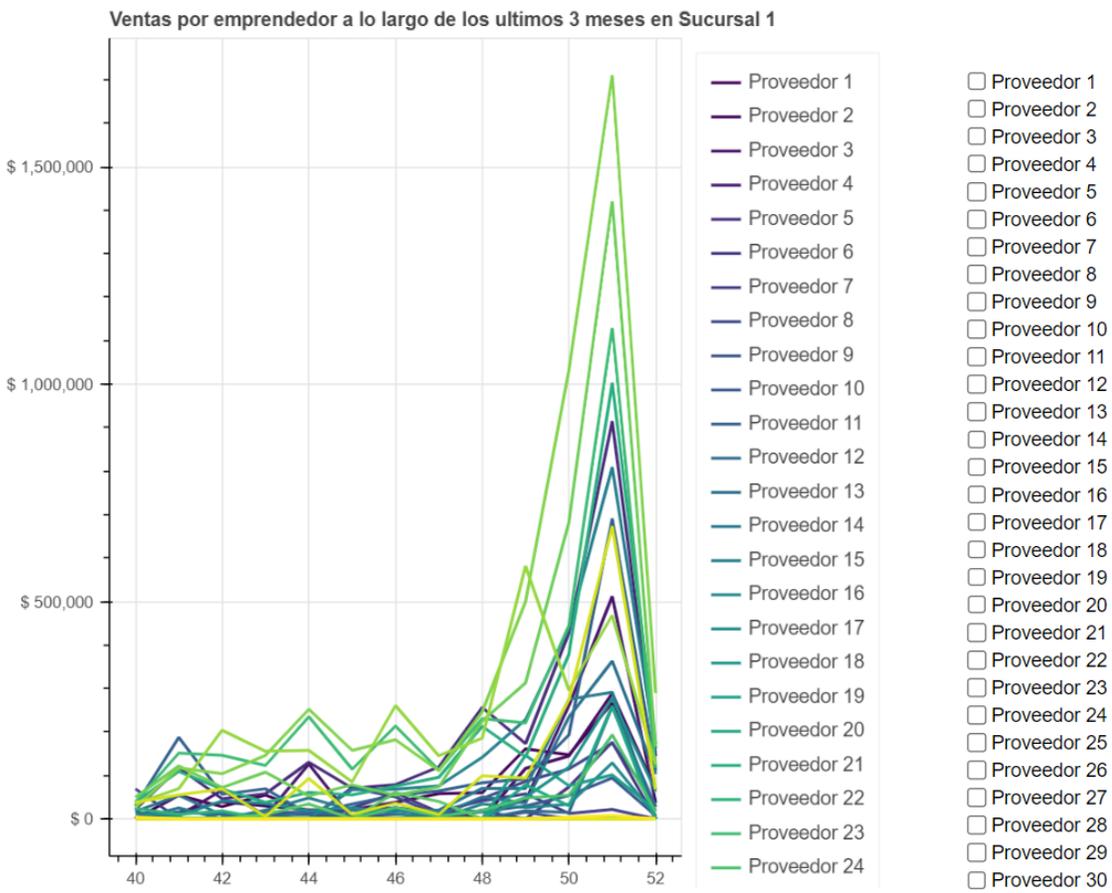


Figura 4.14: Ejemplo de tabla top de ventas por proveedor y grafico top de ventas por categoria

Capítulo 5

Conclusiones y Trabajos Futuros

Los modelos de inventario y estimación de la demanda, tal como se mostró en los resultados obtenidos, pueden utilizarse de manera satisfactoria como una herramienta de gestión para una empresa de estas características, donde los métodos utilizados previamente solo se basaban en intuición.

Por otra parte, se logró combinar un modelo de gestión de inventario como lo es el modelo de reposición periódica con diferentes métodos de estimación de demanda, mostrando la capacidad que tiene este de adaptarse a diferentes tipos de predicciones.

Se destaca además que se consiguió obtener una solución que abarca de manera global a todos los productos que posee la tienda, adaptándose a los diferentes niveles de ventas que tiene cada uno y a la cantidad de información disponible. Al mismo tiempo se mostró como cambiaban los resultados en los periodos de mayor estacionalidad y con diferentes valores de nivel de servicio, de tal forma de elegir el modelo que mejor funciona en cada escenario. Con respecto a este punto se puede señalar que la estacionalidad no es una variable decisiva cuando los productos poseen un nivel de ventas bajo, por lo que modelos de estimación estacionarios como lo son las distribuciones de probabilidad fijas, consiguen resultados comparables a otros que no lo son.

Por último, se consigue proponer una forma de implementar estos modelos de tal forma de que sean simples de utilizar por parte de los trabajadores de la empresa, facilitando su labor operacional, ya que el tiempo requerido para su uso solo constan de unos pocos minutos. Y además, se aprovecha el acceso a la base de datos para la elaboración de dashboards que permitan tanto a los trabajadores de la empresa, tener un mayor entendimiento de su funcionamiento y así tomar mejores decisiones en el futuro.

Con respecto a futuras mejoras en el modelo de inventario, se propone probar diferentes métodos de estimación de demanda que permitan adaptarse de mejor forma a los periodos de alta estacionalidad cuando no se posee información histórica suficiente, que es el principal problema que presenta la base de datos actual.

Bibliografía

- [1] Muller, M., *Essentials of Inventory Management*. AMACOM, 2003.
- [2] Nemptajela, N. y Mbohwa, C., “Relationship between inventory management and uncertain demand for fast moving consumer goods organisations,” *Procedia Manufacturing*, vol. 8, pp. 699–706, 2017.
- [3] Naddor, E., “Inventory systems,” 1966.
- [4] Silver, E. A., “Operations research in inventory management: A review and critique,” *Operations Research*, vol. 29, no. 4, pp. 628–645, 1981.
- [5] Ernst, R. y Cohen, M. A., “Operations related groups (orgs): a clustering procedure for production/inventory systems,” *Journal of Operations Management*, vol. 9, no. 4, pp. 574–598, 1990.
- [6] Cox, J. F. y Blackstone, J. H., “Apics dictionary,” 2008.
- [7] Roger G. Schroeder, Susan Meyer Goldstein, M. J. R., *Administración de operaciones: Conceptos y casos contemporáneos* (5a. ed). McGraw-Hill, 2011.
- [8] Cachon, G. y Terwiesch, C., *Matching Supply With Demand: An Introduction To Operations Management*. McGraw Hill, 2012.
- [9] Nahmias, S. y Olsen, T. L., *Production and operations analysis*. Waveland Press, 2015.
- [10] Hopp, W. J. y Spearman, M. L., *Factory physics*. Waveland Press, 2011.
- [11] Zipkin, P. H., *Foundations of inventory management*. McGraw-Hill, 2000.
- [12] Verma, A. K., “Improving agility of supply chains using base stock model and computer based simulations,” *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 2006.
- [13] Unlu, Y. y Rossetti, M. D., “Evaluating the lead time demand distribution for (r, q) policies under intermittent demand,” en *IIE Annual Conference. Proceedings*, p. 1670, Institute of Industrial and Systems Engineers (IISE), 2009.
- [14] Silver, E. A. y Peterson, R., *Decision systems for inventory management and production planning*, vol. 18. Wiley, 1985.
- [15] Bartezzaghi, E., Verganti, R., y Zotteri, G., “Measuring the impact of asymmetric demand distributions on inventories,” *International Journal of Production Economics*, vol. 60, pp. 395–404, 1999.
- [16] Rice, J. A., *Mathematical statistics and data analysis*. Cengage Learning, 2006.
- [17] Chakrabarti, A. y Ghosh, J. K., “Aic, bic and recent advances in model selection,” *Philosophy of statistics*, pp. 583–605, 2011.

- [18] Chase, R. B., Administración de operaciones. Mc graw hill, 2009.
- [19] Wooldridge, J. M., Introducción a la econometría: un enfoque moderno. Editorial Paraninfo, 2006.
- [20] Silver, E. A., Pyke, D. F., Peterson, R., *et al.*, Inventory management and production planning and scheduling, vol. 3. Wiley New York, 1998.
- [21] Taylor, S. J. y Letham, B., “Forecasting at scale,” The American Statistician, vol. 72, no. 1, pp. 37–45, 2018.
- [22] Harvey, A. C. y Peters, S., “Estimation procedures for structural time series models,” Journal of forecasting, vol. 9, no. 2, pp. 89–108, 1990.
- [23] Jha, B. K. y Pande, S., “Time series forecasting model for supermarket sales using fb-prophet,” en 2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), pp. 547–554, IEEE, 2021.
- [24] Ensafi, Y., Amin, S. H., Zhang, G., y Shah, B., “Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning—a comparative analysis,” International Journal of Information Management Data Insights, vol. 2, no. 1, p. 100058, 2022.
- [25] Hyndman, R. J. y Athanasopoulos, G., Forecasting: principles and practice. OTexts, 2018.