

UNIVERSIDAD DE SONORA

DIVISIÓN DE INGENIERÍA



POSGRADO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

MAESTRÍA EN INGENIERÍA EN SISTEMAS Y TECNOLOGÍA

**DESARROLLO DE UN MODELO DE PLANEACIÓN DE LA
DEMANDA ESTACIONAL DE LA CADENA DE SUMINISTRO
EN TIENDAS DE CONVENIENCIA**

T E S I S

PRESENTADA POR

MANUEL OSCAR IBARRA RODRIGUEZ

Desarrollada para cumplir con uno de los
requerimientos parciales para obtener
el grado de Maestro en Ingeniería

DIRECTOR DE TESIS

DR. LUIS FELIPE ROMERO DESSENS

HERMOSILLO, SONORA, MÉXICO.

ENERO 2020

Universidad de Sonora

Repositorio Institucional UNISON



**"El saber de mis hijos
hará mi grandeza"**



Excepto si se señala otra cosa, la licencia del ítem se describe como openAccess



Hermosillo, Sonora a 17 de diciembre de 2019

MANUEL OSCAR IBARRA RODRIGUEZ

Con fundamento en el artículo 66, fracción III, del Reglamento de Estudios de Posgrado vigente, otorgamos a usted nuestra aprobación de la fase escrita del examen de grado, como requisito parcial para la obtención del Grado de Maestro en Ingeniería: Ingeniería en Sistemas y Tecnología.

Por tal motivo este jurado extiende su autorización para que se proceda a la impresión final del documento de tesis: **DESARROLLO DE UN MODELO DE PLANEACIÓN DE LA DEMANDA ESTACIONAL DE LA CADENA DE SUMINISTRO EN TIENDAS DE CONVENIENCIA** y posteriormente efectuar la fase oral del examen de grado.

ATENTAMENTE


Dr. Luis Felipe Romero Dessens
Director de tesis y Presidente del jurado


Dr. Jaime Olea Miranda
Secretario del Jurado


Dr. Victor Hugo Benitez Baltazar
Vocal del Jurado


Dr. Jaime Alfonso León Duarte
Vocal del Jurado



GOBIERNO DE
MÉXICO



CONACYT
Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología



2020
LEONORA VICARIO
HEREDERA MADRE DE LA PATRIA

Hermosillo, Sonora, México, a 17 de diciembre de 2019

MANUEL OSCAR IBARRA RODRÍGUEZ

Con fundamento en el artículo 66, fracción III, del Reglamento de Estudios de Posgrado de la Universidad de Sonora, otorgo a usted mi aprobación de la fase escrita del examen profesional, como requisito parcial para la obtención del Grado de Maestro en Ingeniería: Ingeniería en Sistemas y Tecnología.

Por tal motivo, como sinodal externo y vocal del jurado, extiendo mi autorización para que se proceda a la impresión final del documento de tesis: **DESARROLLO DE UN MODELO DE PLANEACIÓN DE LA DEMANDA ESTACIONAL DE LA CADENA DE SUMINISTRO EN TIENDAS DE CONVENIENCIA** y posteriormente efectuar la fase oral del examen de grado.

ATENTAMENTE

DR. JUAN MARTÍN PRECIADO RODRÍGUEZ
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN ALIMENTACIÓN Y DESARROLLO A.C.
Sinodal Externo y Vocal del Jurado

Nota: Imprimir este formato en hoja membretada de la institución/empresa a la que pertenece el sinodal externo. Estos dos renglones de la nota NO deben aparecer cuando se imprima en la hoja membretada.

RESUMEN

En la actualidad cada día es crucial para los negocios disponer de predicciones confiables de la demanda de los productos o servicios clave que ofrecen y anticiparse a la demanda para poder generar acciones oportunas que para cumplir con las expectativas del cliente. Cuando hablamos de planeación de la demanda se incluye una variedad de factores por los cuales se puede ver afectada, que va desde tendencias, ciclos, modelo de pronósticos usado, herramientas, etc. Las temporadas de vacaciones suele incrementar la venta en aquellos puntos con mayor afluencia de clientes para lo cual determinar un modelo para estimar estas variaciones juega un papel importante. Existen un sinnúmero de métodos para realizar dicha tarea, pero sin duda uno de los más utilizados es el método de Winter, ya que contempla 3 aspectos importantes: nivel, tendencia y estacionalidad; lo que les da un valor agregado con respecto a otros métodos.

En la literatura reciente, un tema que tiene cada vez mayor relevancia es el nivel de agregación de los datos, que hace referencia a la serie de tiempo que se utiliza para la planeación de la demanda, esta puede ser diaria, semanal, mensual, etc. Además, se pueden contemplar diferentes tipos de jerarquías de los datos para obtener mayor claridad del comportamiento de la demanda y reducir al mínimo el error de la predicción.

El objetivo del presente estudio se enfoca en utilizar el nivel de agregación y las jerarquías de los datos para aplicarlos en un modelo de planeación de la demanda en un distribuidor de tiendas de conveniencia, con el fin de predecir una temporada específica del año (vacaciones decembrinas) buscando reducir el error del pronóstico y mejorar indicadores asociados al abasto.

ABSTRACT

Nowadays, it is crucial for businesses to have reliable predictions of the demand for the key products or services they offer and anticipate the demand in order to generate timely actions that meet customer expectations. When we talk about demand planning, we include a variety of factors that can be affected, ranging from trends, cycles, forecast model used, tools, etc. Holiday seasons tend to increase sales at those points with the highest number of customers, for which determining a model to estimate these variations plays an important role. There are endless methods to perform this task, but without doubt one of the most used is the Winter method, since it contemplates 3 important aspects: level, trend and seasonality; which gives them an added value with respect to other methods.

In recent literature, a topic that is increasingly important is the level of aggregation of the data, which refers to the time series used for demand planning, this can be daily, weekly, monthly, etc. In addition, different types of data hierarchies can be contemplated to obtain greater clarity of demand behavior and minimize prediction error.

The objective of this study is to use the level of aggregation and hierarchies of the data to apply them in a demand planning model at a convenience store distributor, in order to predict a specific season of the year (holiday vacations) seeking to reduce the forecast error and improve indicators associated with supply.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi esposa Addi Leyva por el soporte brindado a lo largo de esta etapa de mi vida, sin ella creo que no lo habría logrado.

A mis hijas Mariana y Danna, que tuvieron la paciencia con su papá para que el terminara este proyecto y a Luciano que en el curso del mismo nos viniera a alegrar con su llegada.

A toda mi familia y amigos que de una u otra manera participaron en esta etapa de mi vida.

A también a IMMEX que me dio la oportunidad de desarrollarme profesionalmente y personalmente a lo largo de estos 10 años en los que he pertenecido a esta gran empresa.

Al departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de Sonora y al Programa de Fortalecimiento de la Calidad Educativa (PFCE) por las becas y por los apoyos económicos que me brindaron a lo largo de la maestría.

A mi director de tesis, Luis Felipe, por su disposición, dedicación y por compartirme sus conocimientos y experiencia.

A los Profesores y Doctores involucrados en el Posgrado de Ingeniería Industrial de la Universidad de Sonora.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	i
ABSTRACT	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
ÍNDICE GENERAL	iv
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
ÍNDICE DE TABLAS.....	viii
ÍNDICE DE ECUACIONES.....	x
ÍNDICE DE GRÁFICAS	xi
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. Presentación	1
1.2. Planteamiento del problema.....	2
1.3. Objetivo general	2
1.4. Objetivos específicos	3
1.5. Hipótesis	3
1.6. Alcances y delimitaciones	3
1.7. Justificación.....	4
2. MARCO DE REFERENCIA	5
2.1 Cadena de suministro	5
2.2 Pronósticos en cadena de suministro.....	7
2.3 Nivel de agregación.....	10
3. MODELO	15
3.1. Recolectar información	17
3.2. Análisis de datos	19
3.2.1. Demanda desestacionalizada.	19
3.2.2. Demanda calculada.....	20
3.2.3. Factor de estacionalidad	20
3.2.4. Modelo de Holt - Winter.....	21
3.3. Determinar nivel de agregación para los datos	22
3.4. Calcular incrementos de temporada	22

3.5. Generar archivo base de incrementos	23
3.6. Aplicar incrementos.....	23
3.7. Evaluar temporada	23
3.7.1. Error porcentual medio absoluto(MAPE)	23
3.7.2. Porcentaje de desabasto	24
3.7.3. Porcentaje de venta perdida.....	24
3.7.4. Días de inventario.....	25
4. IMPLEMENTACIÓN	26
4.1. Recolectar información	26
4.2. Análisis de datos	27
4.2.1. Demanda desestacionalizada.	28
4.2.2 Demanda calculada.....	33
4.2.3. Factor de estacionalidad.	36
4.2.3. Modelo de Winter	38
4.3. Determinar nivel de agregación para los datos	44
4.4. Calcular incrementos de temporada.....	47
4.5. Generar archivo base de incrementos	48
4.6. Aplicar incrementos.....	49
4.7. Evaluar temporada	50
4.7.1. Error porcentual medio absoluto(MAPE)	50
4.7.2. Porcentaje de desabasto	51
4.7.3. Porcentaje de venta perdida.....	51
4.7.4. Días de inventario.....	52
5. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	54
5.1 Conclusiones.....	54
5.2 Recomendaciones	58
5.3 Trabajos futuros	58
6. REFERENCIAS	59
7. ANEXOS.....	62
7.1 Anexo 1	62

7.2 Anexo 2	62
-------------------	----

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Horizonte de previsión mensual	11
Figura 2.2. Horizontes de previsión semanal	11
Figura 2.3. Ejemplos de jerarquías temporales.	12
Figura 3.1. Modelo de planeación de la demanda para estacionalidades.	16
Figura 3.2. Jerarquías temporales para la recolección de los datos.	18
Figura 3.3. Ejemplo de archivo de incrementos.	23
Figura 4.1. Jerarquías utilizadas para analizar los datos.....	27

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Tabla con modelos de pronósticos.....	9
Tabla 3.1 Modelo de pronósticos aplicables al modelo	17
Tabla 4.1 Ejemplo de tabla mensual.	26
Tabla 4.2 Ejemplo de tabla semanal	26
Tabla 4.3 Unidades de venta mensuales de la tienda 50PRL	28
Tabla 4.4 Demanda desestacionalizada mensual.	29
Tabla 4.5 Unidades de venta semanal de la tienda 50PRL.....	31
Tabla 4.6 Demanda desestacionalizada semanal para la tienda 50PRL.....	32
Tabla 4.7 Demanda calculada mensual.	34
Tabla 4.8 Demanda calculada semanal	35
Tabla 4.9 Ejemplo de factor de estacionalidad mensual (S).....	36
Tabla 4.10 Factor de estacionalidad Semanal (S).....	37
Tabla 4.11 Factor de estacionalidad mensual para tienda.	38
Tabla 4.12 Factor de estacionalidad semanal	39
Tabla 4.13 Resultados del pronóstico mensual con $\alpha=0$, $\beta=0.84$ y $\gamma=1$	40
Tabla 4.14 Resultados del pronóstico mensual con $\alpha=0.14$, $\beta=0.008$ y $\gamma=0.007$	43
Tabla 4.15 MAPE mensual por categoría.....	44
Tabla 4.16 MAPE semanal por jerarquía.....	45
Tabla 4.17 Tabla de MAPE Menor	46
Tabla 4.18 Incrementos calculados para las dos temporadas.....	47
Tabla 4.19 Incrementos para la temporada de diciembre 2018	48
Tabla 4.20 Incrementos semanales para la temporada de Semana Santa 2019	49
Tabla 4.21 Cronograma de envío de incrementos para la temporada decembrina ...	49
Tabla 4.22 MAPE de cada temporada dividida en semana.....	50
Tabla 4.23 Porcentaje de desabasto de las 2 temporadas.....	51
Tabla 4.24 Resultados de venta perdida de las 2 temporadas.	52
Tabla 4.25 Resultado de los días de inventario de las 2 temporadas	53
Tabla 5.1 Resultado Final del MAPE por temporada	54
Tabla 5.2 Mejoría del porcentaje de abasto comparado con el año anterior.	55

Tabla 5.3 Comparativa de mejora del porcentaje de venta perdida.	57
Tabla 5.4 comparativa Días de inventario	57

ÍNDICE DE ECUACIONES

(3.1) Demanda Desestacionaliza	19
(3.2) Demanda calculada	20
(3.3) Factor de estacionalidad	20
(3.4) Promedio factor de estacionalidad	20
(3.5) Pronostico para el periodo $t+I$	21
(3.6) Factor de nivel	21
(3.7) Factor de Tendencia	21
(3.8) Factor de estacionalidad	21
(3.9) Error porcentual medio absoluto	22
(3.10) Porcentaje de Desabasto	24
(3.11) Porcentaje de Venta Perdida	24
(3.12) Porcentaje de venta perdida	24
(3.13) Días de inventario	25
(4.1) Demanda calculada para el modelo	33

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1 Demanda real y desestacionalizada mensual.....	30
Gráfica 2 Demanda real y descentralizada semanal.	33
Gráfica 3 Demanda real, desestacionalizada y calculada mensual.....	34
Gráfica 4 Demanda real, desestacionalizada y calculada semanal.....	36
Gráfica 5 Comparativa porcentaje de desabasto.	55
Gráfica 6 Comparativa del porcentaje de venta perdida.....	56
Gráfica 7 Días de inventario 2017 y 2018..	58

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los principales problemas que enfrentan las empresas, sobre todo aquellas dedicadas a la venta de productos al consumidor final, es la administración de toda la cadena que se encarga de atender con las necesidades de los clientes. Por ello las compañías deben buscar como embonar cada eslabón de la cadena, desde el diseño del producto hasta que llega al cliente final, generando la eficiencia a lo largo de todo el proceso.

El presente capítulo describe la problemática que enfrenta una empresa comercializadora para administrar su cadena de suministro, en especial en temporadas con alta venta, para la cual se desarrollará una metodología para solucionar su situación. Se plantean, además, los objetivos e hipótesis de la investigación.

1.1. Presentación

El proyecto se realizará en una empresa que forma parte de FEMSA Comercio, líder en las tiendas de conveniencia en México bajo el nombre de Impulsora de Mercados de México (IMMEX). Parte de esta organización se dedica a la distribución de productos en las tiendas Oxxo, con una amplia variedad, que van desde artículos de tecnología, celulares, juguetes hasta artículos para consumo humano y uso doméstico.

El proceso abarca desde la selección de producto hasta su devolución al proveedor una vez terminado su período de venta en las tiendas. Debido a la gran variedad de productos que se distribuyen, administrar cada eslabón de la cadena de suministro se vuelve una ardua tarea para todos los involucrados, desde el proveedor que se encarga de abastecer los almacenes, hasta la operación que tiene que distribuir cada producto a tiendas en la cantidad correcta en el tiempo adecuado. Otro factor que complica la operación en esta empresa, está dado por la estacionalidad que sufre en 2 temporadas especiales del año, semana Santa y vacaciones de diciembre, donde en el 2015 la variación de las ventas fue de un 37% en esta temporada, con un incremento

en los inventarios de un 11% con respecto al mismo mes del año anterior, sin considerar el efecto provocado al almacén ni al proveedor para contrarrestar estas variaciones de venta y satisfacer la estacionalidad. El tratar de estimar el comportamiento de la demanda en estas temporadas ha provocado, por una parte, en 2014 una pérdida de ventas 15% por no tener el producto en las tiendas, y por otra en el 2016 debido al exceso de inventario en las tiendas se suspendió la compra para el almacén en la temporada decembrina con el argumento de altos niveles de existencia en las tiendas, provocando pérdidas en ventas de 35% con respecto al año anterior.

1.2. Planteamiento del problema

Una parte principal de la operación de IMMEX es la distribución de productos para las tiendas Oxxo, siendo esta una tarea compleja, por una parte, para administrar cada eslabón de la cadena de suministro y por otra, buscando beneficios para todos los participantes de la misma.

Las temporadas fuertes del año donde se presentan incrementos de venta importantes, representan un reto importante año tras año, ya que se busca anticipar esta demanda y preparar al almacén y proveedor para contrarrestar las variaciones esperadas. Cada año desde el 2014 ha presentado alguna problemática, desde el aumento de los inventarios buscando proteger la venta, hasta suspender los resurtidos al almacén por los niveles considerables de sobre inventario que existían en tiendas, teniendo alguna repercusión en la venta para la empresa.

1.3. Objetivo general

Desarrollar un modelo de planeación de la demanda para los artículos que distribuye IMMEX, desde el almacén hasta las tiendas OXXO, mediante el análisis de la venta en temporadas específicas de años anteriores, mejorando el porcentaje de error medio absoluto y el inventario en tienda.

1.4. Objetivos específicos

- Realizar un análisis de ventas en los periodos de diciembre y semana santa del 2016 a 2017, para obtener comportamientos de la demanda en esas fechas específicas.
- Generar varios modelos de planeación de la demanda para estos 2 periodos, simulando cada uno de ellos para encontrar aquel que reduzca al mínimo el error de la predicción contra lo real.
- Implementar el modelo generado para la temporada decembrina del 2018 y semana santa 2019, buscando la participación de las partes involucradas de la cadena.
- Validar que los resultados del error de la predicción contra lo real, además del porcentaje de crecimiento en venta, días de inventario y porcentaje de venta perdida presenten mejoras con respecto al año anterior de esas mismas temporadas.

1.5. Hipótesis

Desarrollar un modelo de planeación de la demanda para la temporada decembrina y semana santa para una cadena de suministro de tiendas de conveniencia permitirá minimizar el error de la predicción contra el comportamiento real de la demanda.

1.6. Alcances y delimitaciones

Este modelo se aplicará para la planeación de la demanda en la plaza de Hermosillo (330 tiendas), en artículos de línea (alrededor de 150) que son aquellos que constantemente se venden en las tiendas. Estos productos representan el 80% de venta en ingresos y mayor rendimiento en la cadena y se contempla abarcar hasta la colocación de los incrementos de tienda al proveedor que surte al almacén. Se analizarán las ventas de todo el año, haciendo énfasis en las dos temporadas fuertes que se presentan estos artículos: el período de vacaciones de diciembre (Fiestas decembrinas) y Semana Santa.

1.7. Justificación

Debido a todas las implicaciones que tiene una mala planeación de la demanda y su ejecución en cualquier empresa de distribución de productos, en especial organizaciones como IMMEX que atienden alrededor de 330 puntos de venta en Hermosillo, resulta un proceso clave tener herramientas que ayuden a estimar las variaciones de las ventas en cada uno de estos establecimientos, en especial aquellas que presentan incrementos importantes año tras año.

Al aplicar el modelo se tendría mayor certeza en la planeación y en particular para las dos estacionalidades contempladas, con lo que todas las áreas implicadas: compras, almacén, distribución y abasto a tiendas; cumplirían con el objetivo de abastecer suficientes las tiendas para aprovechar la oportunidad de venta y minimizando las amenazas que pudieran presentarse. Es primordial que las áreas estén sincronizadas y darles una mayor oportunidad de planificar sus actividades para lograrlo.

Otros beneficios que obtendrían con este proyecto son, por una parte, la mejora y el control de los indicadores de abasto, entre ellos la venta perdida, la cual estima la oportunidad de venta que se perdió por falta de producto en el punto de venta, pero el principal es el de días de inventario, ya que este mide el tiempo en que tardaríamos en desplazar nuestras mercancías, reduciéndolos al mínimo ya que el análisis se realiza a cada SKU (Stock-Keeping Unit) con detalle en tienda.

2. MARCO DE REFERENCIA

En este capítulo revisaremos la literatura referente a la problemática del caso de estudio, ahondaremos en temas como cadena de suministro, pronósticos y nivel de agregación.

2.1 Cadena de suministro

El término cadenas de suministro hace referencia a todas las partes involucradas, directa o indirectamente, no solo para satisfacer la necesidad de un cliente, sino para excederla y así ganar su lealtad. Ésta comprende desde los proveedores de materias primas hasta el vendedor a detalle. Su principal objetivo es generar ganancias en cada eslabón, incrementando la rentabilidad de todos los participantes (Chopra and Meindl, 2008). Stock y Boyer (2009) hacen mención a la gestión de los flujos físicos, de información y financieros en toda la red, que conjuntamente agregan valor y la satisfacción del cliente.

Para lograr cumplir con estas expectativas en la administración de la cadena de suministro (por sus siglas en inglés SCM), Warren Liao y Chang (2010) consideran cubrir al menos una variedad de temas tales como previsión, adquisición, distribución, producción, logística, inventario y servicio al cliente. Cada tema se puede abordar en un nivel diferente: estratégico, táctico y operativo. Lo que conlleva a que las fases que intervienen en la toma de decisiones se clasifiquen como: diseño, planeación y operación (Chopra and Meindl, 2008). El diseño define como serán distribuidos los recursos y los procesos; la planeación se encarga de todas las políticas referente al o los productos y su comercialización; por último, la fase proceso se encarga del manejo de toda la logística implicada en cumplir con los pedidos de los clientes de la mejor manera posible.

En SCM la fase de planeación es una de las más importantes, ya que se toman decisiones que impactan directamente en la generación de valor y en el largo plazo, decisiones mal tomadas repercutirán en su comportamiento y su impacto económico, social y ambiental. En esta parte la estimación de la demanda juega un papel

importante para la producción, distribución e inventarios en cada eslabón de la cadena. Para Georgiadis y Rajaram (2013) surgen complicaciones cuando hay una gran variedad de productos que se pueden obtener de diferentes proveedores, por ejemplo para las tiendas de conveniencia, departamentales, etc. Ehrental et al.(2014) consideran que la incertidumbre de la demanda se encuentra entre los desafíos más importantes que enfrentan las empresas modernas. La existencia de una alta variabilidad en la demanda de artículos plantea considerables dificultades en términos de previsión y control de existencias. Existen muchos enfoques que pueden utilizarse para reducir esta incertidumbre y, por lo tanto, para mejorar el rendimiento de previsión (y control de inventario) de una empresa.

La demanda de los artículos en una cadena de tiendas conveniencia a menudo difieren significativamente, debido a las condiciones económicas locales, las diferencias culturales y demográficas y las variaciones en el formato de cada tienda (Agrawal and A. Smith, 2013). Otro factor que afecta la variabilidad gira entorno a la época del año, conocidas como estacionalidades, por ejemplo, la venta de bebidas frías tiene una mayor demanda en los meses de verano. Esto crea la necesidad de tener en cuenta estos periodos que afectan a lo largo del año para el control de los inventarios, la venta pérdida por la falta de productos en los estantes y los crecimientos derivados del aumento de la demanda (Ehrental,et al, 2014).

Como ejemplo de modelos que buscan predecir las ventas estacionales tenemos una investigación en Sudáfrica donde se compararon 26 tipos de pronósticos (23 individuales y 3 combinados) en una cadena de tiendas de conveniencia. El resultado obtenido es el desarrollo de modelos dinámicos estocásticos de equilibrio general que incorporen parámetros conductuales y cambios de régimen de economía (Aye et al., 2013).

En una investigación Nikolopoulos et al.,(2011) buscó una estrategia para estimar los patrones de demanda desde la perspectiva de pronóstico con intervalos de tiempo de menor frecuencia. En el Reino Unido se exploró esta alternativa con la empresa

ADIDAS, en la modelo se estudiaron los efectos de mantener 5000 unidades de existencias de un producto, tratando de encontrar el nivel óptimo de los inventarios, así como el periodo de tiempo que iguale la duración de la entrega más su periodo de revisión, el resultado de este estudio fue el obtener el valor de la agregación en un contexto de demanda intermitente (Nikolopoulos et al., 2011)

Por otra parte, los pronósticos para las tiendas de conveniencia se ven afectados por los efectos de las categorías potencialmente influyentes a nivel SKU. Ma, et al. (2016) desarrollaron un modelo utilizando regresión LASSO(método de análisis de regresión que realiza selección de variables y regularización para mejorar la exactitud e interoperabilidad del modelo estadístico producido por este) de etapas múltiples, en general mejoro la precisión del pronóstico en un 12.6 por ciento con respecto al modelo que utiliza únicamente predictores del SKU sin considerar las categorías.

2.2 Pronósticos en cadena de suministro

El pronóstico en una cadena de suministro va más allá de la tarea operativa de extrapolar los requisitos de la demanda en un eslabón. Implica temas complejos, como la coordinación de la cadena de suministro y el intercambio de información entre múltiples partes interesadas (Syntetos et al., 2016).

En cadenas de suministro complejas, los compradores intermedios a menudo se reponen individualmente a partir de intermediarios en lugar de tratar directamente con los fabricantes originales. Si bien la reposición colectiva de los intermediarios podría generar beneficios, se podrían lograr reducciones de costos significativas cuando se consideren los reabastecimientos directos de los fabricantes (Hezarkhani, et al. 2018).

En la actualidad, para estimar la demanda futura de un producto, se utilizan varios modelos de pronóstico basados en información histórica cuantitativa y cualitativa. Cuando las empresas se enfrentan a esta situación, seleccionan un grupo de modelos de pronóstico (generalmente basados en una base visual de la serie de tiempo), luego estiman, y con el criterio de medición de error de pronóstico deciden cuál es el mejor

método. Pero siempre tienen que estimar sobre todos los modelos de pronóstico seleccionados (Sepúlveda-Rojas et al., 2015).

Aunque los artículos de demanda intermitente dominan los inventarios de piezas de servicio y reparación en muchas industrias, la investigación para pronosticar dichos artículos ha sido limitada. Una pregunta crítica de investigación es si uno debe hacer pronósticos puntuales de la media y la varianza de la demanda intermitente con un método paramétrico simple como el simple suavizado exponencial o si no emplear alguna forma de arranque para simular una distribución completa de la demanda durante el tiempo de entrega (Syntetos, et al. 2015).

El pronóstico preciso de la demanda en un entorno incierto es una de las tareas vitales para mejorar las actividades de la cadena de suministro, ya que la amplificación de orden o el efecto de adivinación y la amplificación del stock neto están directamente relacionadas con la forma en que se pronostica la demanda. El pronóstico incorrecto de la demanda da como resultado un aumento en el costo total de la cadena de suministro, incluido el costo de la escasez y el costo del pedido pendiente (Jaipuria and Mahapatra, 2014).

Para estimar la demanda existen varios métodos que se pueden utilizar, entre ellos se pueden encontrar determinísticos, estocásticos y aquellos derivados de inteligencia de computacional (Corres et al., 2014). La Tabla 2.1 nos muestra algunos ejemplos de modelos de naturaleza reactiva, los cuales rastrean los cambios al ser actualizados a medida que se dispone de información nueva (Ballou, 2004).

Dentro de estos modelos, tal vez la metodología más útil para el pronóstico a corto plazo sea la suavización exponencial (Silberschatz, et al. 2002). Derivado de esta metodología, se encuentran los modelos de ajuste exponencial corregidos por tendencia(Holt), por tendencia y estacionalidad(Holt-Winter), promedio móvil simple o ponderado y métodos de regresión, autorregresivos y promedio móvil integrado (Corres et al., 2014).El método Holt- Winters es una extensión del método Holt que

considera solo dos exponentes suavizantes, considera: nivel, tendencia y estacional de una determinada serie de tiempos (Maguiña, 2016).

Método	Descripción	Horizonte de tiempo del pronóstico
Promedio móviles	Cada punto de un promedio móvil de una serie de tiempo es el promedio aritmético o ponderado de un número de puntos consecutivos de la serie, donde el número de puntos de información se selecciona de manera que los efectos de estacionalidad o irregularidad se eliminen.	Corto
Suavización exponencial	Esta técnica es similar a los promedios móviles, excepto que los puntos que son más recientes reciben mayor ponderación. En forma descriptiva, el nuevo pronóstico será igual al anterior más cierta parte del error de pronóstico pasado. La nivelación exponencial doble o triple son versiones complejas del modelo básico que explican la variación de tendencia y de estacionalidad en la serie de tiempo.	Corto
Box-Jenkins	Complejo procedimiento iterativo basado en computadora que produce un modelo de promedios móviles integrado y autoregresivo, que se ajusta para los factores de tendencia y estacionales, estima los parámetros apropiados de ponderación, valida el modelo y repite el ciclo según sea apropiado.	Corto-Mediano
Modelo de regresión	Relaciona la demanda con otras variables que "causan" o explican su nivel. Las variables se seleccionan sobre la base de significancia estadística. La disponibilidad general de programas de regresión por computadora más poderosos hacen de ésta, una técnica popular.	Corto-Mediano
Redes neuronales	Modelos matemáticos de pronóstico inspirados en el funcionamiento de las neuronas biológicas. Se caracterizan por su habilidad para aprender a medida que se cuenta con mayor información. La precisión del pronóstico parece ser mejor que con otros métodos de series de tiempo cuando la serie de tiempo es discontinua.	Corto

Tabla 2.1 Tabla con modelos de pronósticos.

2.3 Nivel de agregación

La previsión de la demanda desempeña un papel crucial en la operación de las organizaciones modernas (Fildes et al., 2008). Es compatible con una variedad de decisiones empresariales, desde operativas, hasta tácticas, a nivel estratégico, tales como planificación de la capacidad (Miyaoka and Hausman, 2008), planificación de recursos (Barrow and Kourentzes, 2016), publicidad y planificación promocional (Kourentzes, et al. 2014), planificación de la demanda (Trapero, et al. 2012) analizando los efectos de la competencia (Merino and Ramirez-Nafarrate, 2016), planificación táctica de la producción (Sagaert et al., 2017), entre otros. En consecuencia, los profesionales deben definir el pronóstico objetivo en términos de horizonte de previsión y tiempo, por ejemplo: diario, semanal, mensual, etc. con el fin de apoyar las decisiones apropiadas. La Figura 2.1 nos muestra un ejemplo de los diferentes horizontes y como se puede estar agrupar de forma mensual, trimestral, semestral o anual, dependiendo el uso que se requiera. En la Figura 2.2 se parte de los datos agrupados de manera semanal, mensual y anual.

Pennings and van Dalen (2017) mencionan que las previsiones a menudo se realizan en varios niveles de agregación de productos individuales, que se combinan en grupos en niveles puede explotar la jerarquía de productos cuando se generan las proyecciones, en lugar de seleccionar partes de la jerarquía para el pronóstico, existe la posibilidad de utilizar todas las series. Además, en lugar de utilizar la jerarquía después de las previsiones iniciales, generados, consideramos la estructura jerárquica como una característica definitoria del proceso de generación de datos y utilizarlo para generar instantáneamente pronósticos para todos los niveles de la jerarquía.

La toma de decisiones a nivel operacional, táctico y estratégico es el núcleo de cualquier organización. Los pronósticos que apoyan tales decisiones son inherentemente diferentes en naturaleza. Por ejemplo, para un nivel estratégico, la toma de decisiones requiere pronósticos a largo plazo a un nivel agregado, mientras que Las decisiones a un nivel operacional altamente dinámico requieren previsiones

más detalladas a corto plazo. La diferencia en la granularidad del tiempo afecta cómo se generan estos pronósticos (Athanasopoulos et al., 2017).

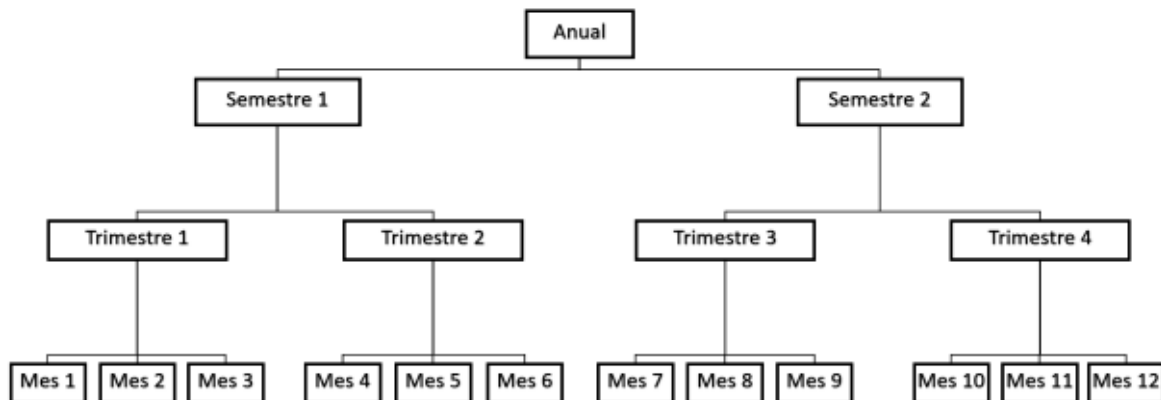


Figura 2.1. Horizonte de previsión mensual

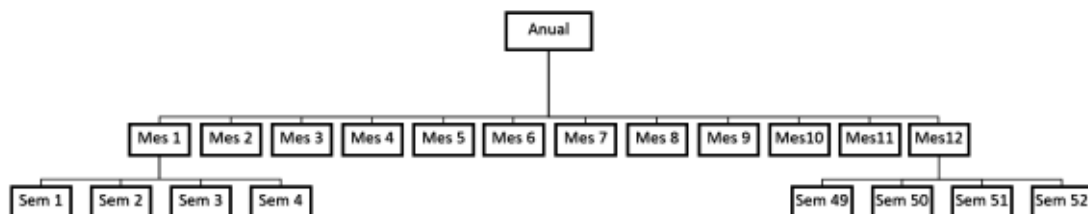


Figura 2.2. Horizontes de previsión semanal

Los planes estratégicos a largo plazo generalmente se generan considerando una gran cantidad de información, no estructurada, del entorno empresarial. Estos se basan principalmente en la habilidad, el juicio y la experiencia de la alta gerencia, estos se convierten en asesores estadísticos a la hora de realizar predicciones a largo plazo, se basan en el experiencia por lo que son muy difíciles de producir (Kolsarici and Vakratsas, 2015). En contraste, los pronósticos operacionales de corto plazo generalmente se generan utilizando fuentes de información estructuradas pero limitadas, tales como ventas pasadas. Estos en su mayoría se basan en métodos estadísticos. Además, incluso dentro del mismo nivel de decisión, es bien conocido en

la literatura de pronóstico que requieren diferentes horizontes, métodos, dados que existen muchos enfoques y se basan en conjuntos de información (Athanasopoulos et al., 2017).

Las jerarquías temporales, son un enfoque novedoso para pronóstico de series de tiempo (Figura 2.3). Estas implican el uso de agregaciones de tiempo hasta el nivel anual, generando proyecciones para cada serie de forma independiente y luego de manera óptima combinando estos para producir pronósticos que se reconcilian en el corto, mediano y largo plazo. Las ventajas de las combinaciones de pronósticos, son tales como la reducción de la varianza del error de pronóstico y la incertidumbre.

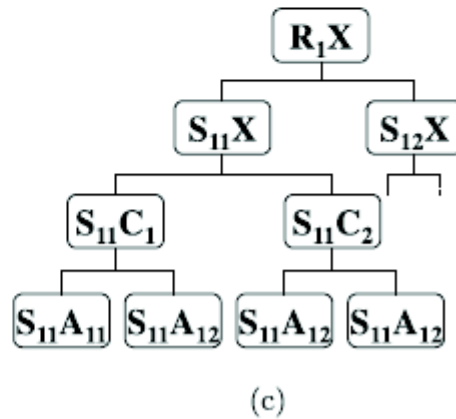
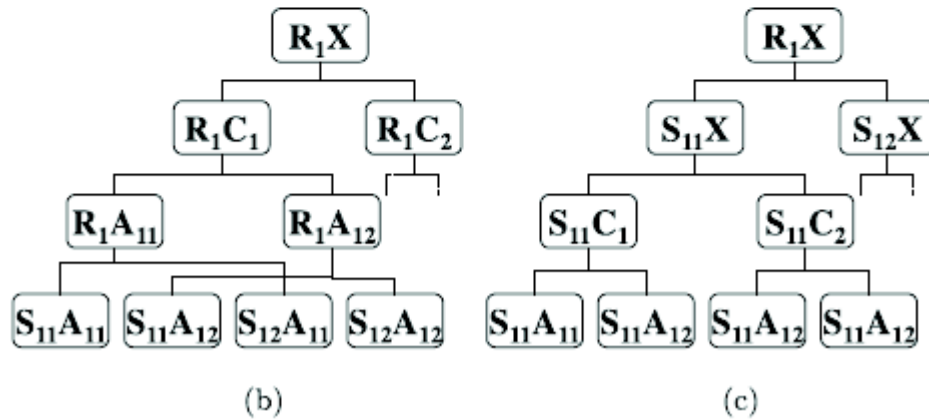
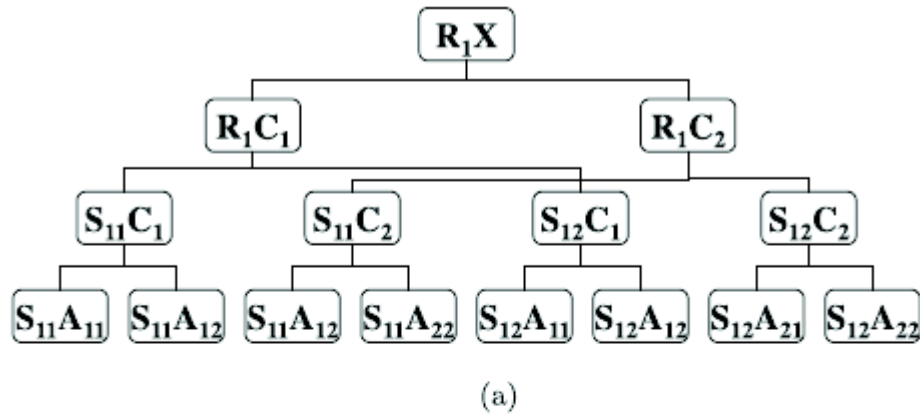


Figura 2.3. Ejemplos de jerarquías temporales.

De la Figura 2.3, podemos observar que cada nodo representa un nivel, que a la vez se identifica con 2 letras. La primera letra especifica la región(R) o una tienda(S), la

segunda refiere a uno(A), un grupo (C) o todos(X) los artículos(Huber, et al., 2017). Cada inciso representa una jerarquía diferente:

- RX: total de venta todos los artículos en la región;
- RC: total de venta de una categoría en la región;
- SC: total de venta en la tienda de una categoría;
- SA: total de venta de un artículo en la tienda;
- RA: total de venta de un artículo en la región;
- SX: Total de venta de todos los artículos en la tienda.
- SC: total de venta de una categoría en la tienda.

Los avances recientes han demostrado los beneficios de la agregación temporal para el pronóstico de la demanda, incluyendo mayor precisión, mejor control de stock y reducción de la incertidumbre del mismo. Con la agregación temporal a la serie se transforma, fortaleciendo o atenuando diferentes elementos y permitiendo así una mejor identificación de la estructura de series de tiempo (Kourentzes, et al. 2017).

Un supuesto importante es que el nivel de pronóstico requerido coincide con el nivel de datos recopilados disponibles. Sin embargo, a menudo esto no es cierto. Por ejemplo, en muchas organizaciones, gerentes de varios departamentos están involucrados en la generación y el ajuste de la predicción, que apoya las decisiones de producción, gestión de inventario, logística, compras, y otros (Lapide, 2004). con cada función teniendo diferentes horizontes de decisión. Por ejemplo, las previsiones presupuestarias no son requeridas en la resolución semanal de la gestión de inventario, típicamente, y se refieren a horizontes mucho más largos que los últimos. Como remedio, las series de datos originales se pueden agregar a lo largo del tiempo para alinear los parámetros de decisión con el modelo de pronóstico, o alternativamente desagregado (Kourentzes, Rostami-Tabar and Barrow, 2017).

Nikolopoulos et al.,(2011) recomiendan usar agregación temporal para modelar y pronosticar series de tiempo intermitentes en una oferta contexto de la cadena. Su principal motivación es evitar modelar la intermitencia en la frecuencia de muestreo

directamente y en su lugar modelar la serie con métodos de pronóstico convencionales, una vez que la intermitencia se ha reducido sustancialmente.

Kourentzes, et al., (2014) argumentan que hay dos preocupaciones con este enfoque: para la mayoría de las series de tiempo no tenemos una manera de identificar el nivel óptimo de agregación temporal; e incluso si hubiera uno, hay una incertidumbre sustancial sobre el subyacente proceso y el modelo apropiado para aplicar a una serie de tiempo.

3. MODELO

La previsión de la demanda desempeña un papel crucial en las operaciones de las Organizaciones (Acar and Gardner, 2012). Es compatible con una variedad de decisiones empresariales, desde operativas, hasta tácticas, a nivel estratégico, tales como planificación de la capacidad (Miyaoka and Hausman, 2008), planificación de recursos (Barrow and Kourentzes, 2016), publicidad y planificación promocional (Trapero, Kourentzes and Fildes, 2012) planificación de la demanda (Syntetos, Zied Babai and Gardner, 2015), analizando los efectos de la competencia (Merino and Ramirez-Nafarrate, 2016), planificación táctica de la producción (Sagaert et al., 2017), entre otros. En consecuencia, los profesionales deben definir el pronóstico objetivo en términos de horizonte de previsión y tiempo (por ejemplo, diario, semanal, mensual, etc.), con el fin de apoyar las decisiones apropiadas.

Las series de datos originales se pueden agregar a lo largo del tiempo (Agregación temporal) para alinear los parámetros de decisión con el modelo de pronóstico. En el pasado la investigación se había centrado principalmente en modelar series cronológicas macroeconómicas, pero se ha demostrado su utilidad para el pronóstico de ventas, en particular para fines de demanda o temporalidades (Kourentzes, Rostami-Tabar and Barrow, 2017). También se usa para apoyar la toma de decisiones en la gestión de operaciones (Babai, Ali and Nikolopoulos, 2012).

El objetivo de la agregación temporal es suavizar la serie original, eliminando el ruido e incluso algunos de sus componentes, simplificando la generación de pronósticos, lo que es deseable en sí mismo (Green et al., 2015).

La mayoría de la literatura menciona que el enfoque para explorar cómo modelar mejor las series de tiempo es en un solo nivel. Kourentzes et al. (2014) argumentan que hay dos preocupaciones con este enfoque: el primero, para la mayoría de las series de tiempo no tenemos una manera de identificar el nivel óptimo de agregación temporal; e incluso si hubiera uno, debido a muestreo, hay una incertidumbre sustancial sobre el

subyacente proceso y el modelo apropiado para aplicar a una serie de tiempo. Por estos detalles, se recomiendan usar niveles múltiples de agregación y combinar las previsiones separadas. Este enfoque no solo se beneficia la gestión, también utiliza las ganancias establecidas de la combinación del pronóstico (Barrow and Kourentzes, 2016). Y según Kourentzes et al.(2014) proporcionan evidencia empírica para demostrar ganancias sobre la previsión convencional. Desde, la simulación con múltiples niveles ha sido utilizado con éxito para la demanda intermitente, promocional y gestión de inventarios (Kourentzes, Petropoulos and Trapero, 2014).

Por todo lo anterior, se detalla el modelo desarrollado para darle solución a la problemática que presenta la empresa, el cual se representa en la siguiente figura:

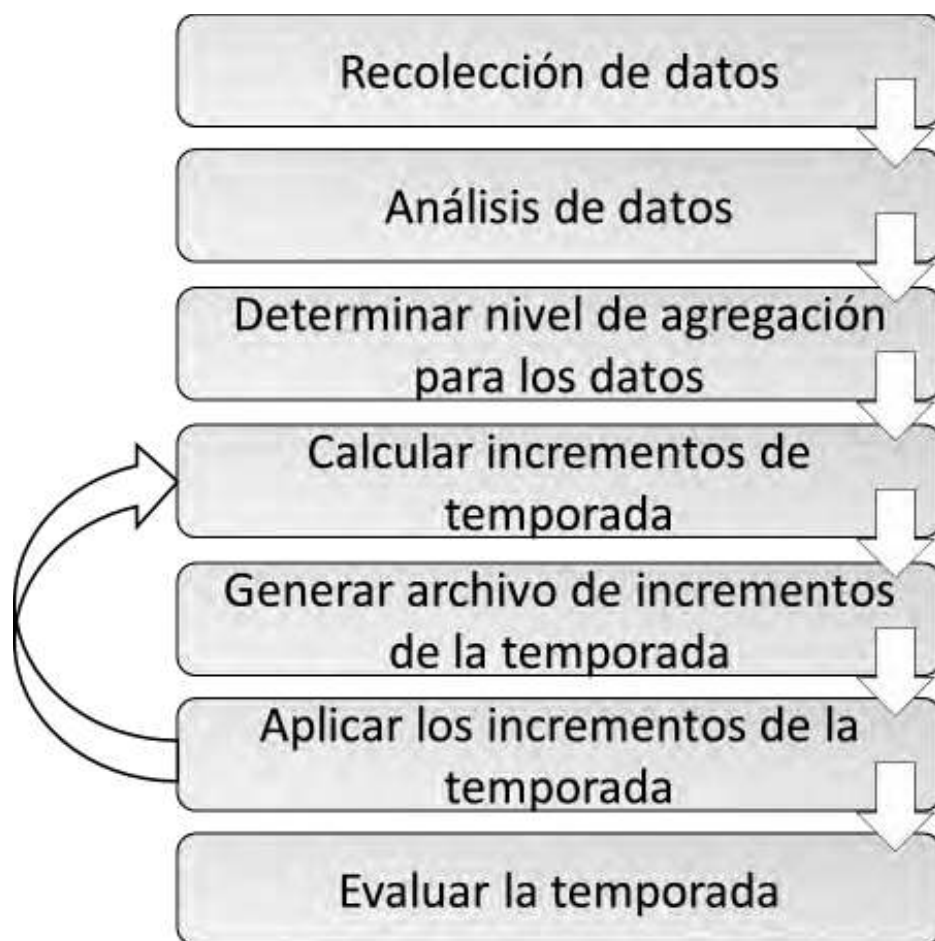


Figura 3.1. Modelo de planeación de la demanda para estacionalidades.

En la fase de análisis de datos, en el paso donde se aplicará un modelo de pronósticos se utilizará el método de Holt-Winter, la clave para escoger este modelo deriva en la necesidad de que reflejen tendencia y estacionalidad (Chopra and Meindl, 2008). La tabla 3.1 muestra los modelos y su aplicabilidad.

<i>Método de pronóstico</i>	<i>Aplicable a</i>
Promedio móvil	Sin tendencia o estacionalidad
Suavizamiento exponencial simple	Sin tendencia o estacionalidad
Modelo de Holt	Con tendencia sin estacionalidad
Modelo de Holt -Winter	Con tendencia y estacionalidad

Tabla 3.1 Modelo de pronósticos aplicables al modelo

A continuación, se explica cada una de las etapas de la metodología.

3.1. Recolectar información

El objetivo de esta etapa de la metodología consiste en recolectar la información detallada sobre la cual se aplicará el modelo, esto incluye diferentes clasificaciones, que pueden ser: por productos, por familia, por uso, por precio, etc. Por otra parte, hay que considerar los diferentes periodos tiempos para la información: diario, semanal, mensual. Básicamente encontrar la mínima unidad en que los datos pueden ser representados. Por ejemplo, en el caso de ventas de un producto P, tendríamos que recabar la información lo más detallada posible, de tal manera que si tenemos sucursales identificar la cantidad de vendida en cada una de ellas y el periodo de tiempo que representa ese dato.

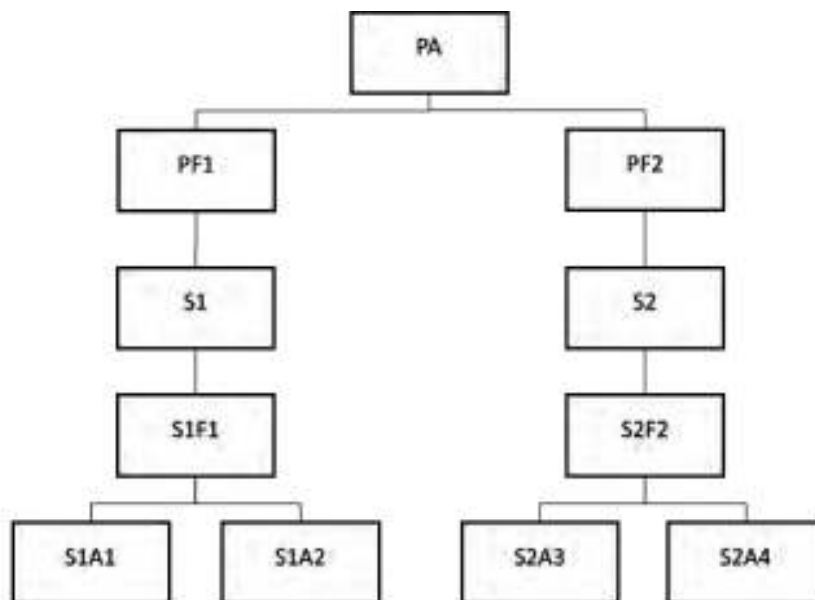


Figura 3.2. Jerarquías temporales para la recolección de los datos.

De la Figura 3.2, P hace referencia a la plaza, F a la familia donde pertenecen los artículos, S a la tienda y A al artículo. También muestra un ejemplo de un modelo de agregación de los datos, donde su nivel más básico es el detalle tienda-familia-producto y cada una en diferente muestra diferentes periodos de tiempo, uno semanal y otro mensual.

Si el detalle que recabamos de los datos está a un nivel de artículo-sucursal, es muy importante determinar si el modelo aplica para los todos y cada uno de estos artículos, ya que nos podremos encontrar algunos de estos que están descontinuados y solo agregaran tiempo al análisis sin contribuir directamente en el modelo. De igual forma se tienen que validar si todas las familias participan en el cálculo y así para cada nivel de agregación de nuestros datos.

Otra de las consideraciones a tomar es buscar por lo menos 2 años hacia atrás de información del periodo que deseamos pronosticar, esto con el fin de poder encontrar los indicadores que reflejen con mayor exactitud los comportamientos de la demanda y obtener mejores resultados.

Por ultimo con la información recabada se generarán las bases de datos con las cuales se trabajarán para poder obtener los diferentes análisis de ellos. Es preciso elaborar las tablas organizadas con los diferentes niveles de tiempo con los que se recabaron, si se obtuvo semanal y mensual, se ocupa una tabla para cada una, o en su defecto una columna para que de una se obtenga la otra.

3.2. Análisis de datos

De las bases de datos realizadas en la etapa anterior procederemos a realizar el análisis de los datos. En esta etapa se busca ajustar los datos para aplicar el modelo de Holt-Winter para pronósticos, el cual se explicará en otra sección más adelante.

3.2.1. Demanda desestacionalizada.

Representa aquella demanda que se habría obtenido en ausencia de variaciones estacionales, se utiliza la siguiente fórmula para calcularla:

$$\overline{D}_t = \begin{cases} \left[D_{t-(\frac{p}{2})} + D_{t+(\frac{p}{2})} + \sum_{i=t+1-(\frac{p}{2})}^{t-1+(\frac{p}{2})} 2D_i / 2p \right] & \text{Para } p \text{ par} \\ \sum_{i=t-(\frac{p}{2})}^{t+(\frac{p}{2})} \frac{D_i}{p} & \text{Para } p \text{ impar} \end{cases} \quad (3.1)$$

Donde D_t hace referencia a la demanda en el tiempo t y p al número de periodos de los datos. Dependiendo de la cantidad de p recabados será la ecuación que se utilice, ya sean par e impar. De igual forma, se calculará para cada serie de tiempo (diaria, semanal, mensual, etc.) que este registrado, así como los niveles de agregación. La idea es ir agregando los datos a cualquier hoja de cálculo ya que tendremos que realizar todos los análisis en la misma.

3.2.2. Demanda calculada

Para el cálculo de esta variable, con los datos de la demanda desestacionalizada, dado que tiene una relacional lineal con el tiempo se obtiene la ecuación de la recta que representa el comportamiento de esta variable.

$$\bar{D}_t = L + Tt \quad (3.2)$$

La L representa la demanda en el periodo 0, y T representa la tasa de crecimiento o tendencia. Estos coeficientes se obtienen realizando una regresión lineal con la demanda desestacionalizada. Se simula esta ecuación para cada t de nuestra serie de tiempo para obtener la demanda calculada.

3.2.3. Factor de estacionalidad

Con los datos obtenidos en la etapa anterior, se calculará el factor de estacionalidad, que se realiza mediante la división entre la demanda real observada y la calculada.

$$\bar{S}_t = \frac{D_i}{D_t} \quad (3.3)$$

Una vez calculado el factor para cada t, obtenemos la periodicidad mediante el promedio de factores, por ejemplo, si tenemos una estacionalidad mensual y tenemos 2 años de información, nuestra periodicidad será de 12, los periodos 1 y 13 tendrán factores similares. Utilizando la siguiente ecuación se calcula para cada serie de tiempo:

$$S_t = \frac{\sum_{j=0}^{r-1} S_{jp} + i}{r} \quad (3.4)$$

3.2.4. Modelo de Holt - Winter

Con la demanda calculada y el factor de estacionalidad podemos pasar a la aplicación del modelo de pronóstico de la demanda, la utilización del mismo nos ayudara a determinar que constantes de suavizamiento se adaptan mejor al comportamiento de la demanda de esta empresa, las cuales, nos ayudaran a modelar el comportamiento de la venta. La ecuación que representa este método es la siguiente:

$$F_{t+1} = (L_t + T_t)S_{t+1} \quad (3.5)$$

Donde para observar la demanda en el periodo $t + 1$ revisamos los estimados para nivel, tendencia y factor de estacionalidad de la siguiente manera:

$$L_{t+1} = \alpha \left(D_{t+1} / S_{t+1} \right) + (1 - \alpha)(L_t + T_t) \quad (3.6)$$

$$T_{t+1} = \beta(L_{t+1} - L_t) + (1 - \beta)T_t \quad (3.7)$$

$$S_{t+p+1} = \gamma \left(D_{t+1} / L_{t+1} \right) + (1 - \gamma)S_{t+1} \quad (3.8)$$

Donde α , β y γ son constantes de suavizamiento exponencial que toman valores entre 0 y 1; “ α ” referida al nivel, “ β ” a la tendencia y “ γ ” para el factor de estacionalidad. Las tres constantes se calculan utilizando regresión lineal por mínimos cuadrados buscando que se genere el menor MAPE para la ecuación de Winter.

Para aplicar el modelo de pronóstico empezamos calculando los valores iniciales para cada uno de los 3 factores que intervienen en la ecuación: nivel, tendencia y estacionalidad. Para nivel tomamos como el valor de L de la ecuación de la recta con la que obtuvimos la demanda descentralizada, la tendencia está dada por el valor de

T de la misma ecuación. La estacional se calcula usando la ecuación 3.8 una vez obtenidos los valores anteriores.

Una vez obtenidos los valores iniciales, aplicamos las ecuaciones para obtener el pronóstico para cada periodo que tenemos y calcularemos su MAPE utilizamos la siguiente ecuación:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|V_t - F_t|}{V_t}}{|n|} \quad (3.9)$$

V_t hace referencia a la venta obtenida en el tiempo t , F_t al pronóstico realizado en el mismo t y n es el total de datos analizados para el cálculo del error. Cada paso de esta etapa se debe de realizar a en cada nivel de agregación de los datos y en cada serie tiempo que recolectamos, con el fin de tener una comparativa de que constantes se adaptarían al modelo de pronóstico.

3.3. Determinar nivel de agregación para los datos

Una vez obtenido el MAPE para cada producto, familia, tienda y serie de tiempo, se compara en los diferentes niveles de agregación para escoger las constantes de suavizamiento que modelen mejor al sistema. De tal manera que empezaremos con el nivel más bajo de agregación, para ir subiendo por cada nivel. Por lo que tendremos una comparativa de N tiempos por X niveles.

3.4. Calcular incrementos de temporada

Una vez determinadas las constantes de suavizamiento se realiza el cálculo de los incrementos. Para ello se utiliza de modelos de Winter y se utilizara la venta de la última semana de la cual tengamos registro y se pronostica la temporada únicamente para los artículos que están de línea al momento del cálculo.

3.5. Generar archivo base de incrementos

Los pronósticos obtenidos para la temporada de diciembre se concentrarán en un archivo donde vendrá por semana cada semana el incremento que se calculó a nivel artículo tienda. La siguiente Figura 3.3 muestra un ejemplo del cómo se pueden presentar:

TIENDA	ITEM	Incremento									
		201846	201847	201848	201849	201850	201851	201852	201901	201902	201903

Figura 3.3. Ejemplo de archivo de incrementos.

3.6. Aplicar incrementos

Se debe de asegurar quien es el encargado de aplicar los incrementos calculados, esta fase identifica quien es el responsable y se monitorea que se ejecuten en tiempo y forma.

3.7. Evaluar temporada

Para esta etapa se está considerando 4 indicadores que en conjunto nos darán la evaluación del modelo aplicado en esta temporada de la compañía: Error Absoluto medio(MAPE), Venta Perdida, desabasto, días de inventario y % de variación en venta.

3.7.1. Error porcentual medio absoluto(MAPE)

El Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) es un indicador del desempeño del pronóstico de demanda que mide el tamaño del error en términos porcentuales. Es un indicador frecuentemente utilizado debido a su fácil interpretación. Se calcula utilizando la ecuación 3.9.

3.7.2. Porcentaje de desabasto

Este indicador representa que porcentaje de los artículos que se quedaron sin inventario, por lo que se perdió la oportunidad de venta. La fórmula para calcularlo está representada en la ecuación 3.10.

$$\% SO = \frac{\text{Días de Desabasto}}{\text{Días de Abasto} + \text{Días de Desabasto}} \quad (3.10)$$

Para determinar los días de desabasto(DD) o de abasto(DA), se registra a diario si al cierre del día la tienda contaba (DA) o no (DD) con inventario del artículo para su venta.

3.7.3. Porcentaje de venta perdida

Este indicador nos muestra que oportunidad de venta dejamos escapar por no tener el producto en disponible para el cliente. Para obtener este indicador primero se calcula la venta perdida del periodo, para ello se usa la Ecuación 3.11

$$\text{Venta Perdida} = \frac{\text{Monto de Venta}}{\text{Mayor}(\text{Días de abasto o Días con Venta})} \times DD \quad (3.11)$$

Una vez calculada la venta perdida, se divide entre el monto de venta para obtener el porcentaje de venta perdida del periodo, Ecuación 3.12

$$\% \text{ de Venta Perdida} = \frac{\text{Venta Perdida}}{\text{Monto de Venta}} \quad (3.12)$$

3.7.4. Días de inventario

Los días de inventario equivale al número de días que en promedio cada artículo o SKU permanece en tienda antes de su venta. Este indicador es uno de los más importantes de la compañía ya que a la larga tiene un impacto financiero. Lo habitual es que se midan en días y entre menos días tardemos en rotar el inventario podremos decir que somos eficientes con nuestros pronósticos de ventas. La forma en que se calcula está dada por la Ecuación 3.13.

$$\text{Días de Inventario} = \frac{\text{Monto de inventario}}{\text{Monto de Venta}/7} \quad (3.13)$$

4. IMPLEMENTACIÓN

A continuación, se detalla la ejecución de la metodología descrita en el capítulo anterior.

4.1. Recolectar información

Empezamos con recabar la información de ventas, en unidades, de los últimos 2 años 2016 y 2017. Los datos están en 2 series de tiempo diferentes: mensual y semanal. Los mismos, están organizados como lo muestra la tabla 4.1, para el caso mensual y tabla 4.2 para el caso semanal. El detalle de la base de datos es a nivel Tienda – SKU, con el fin de poder clasificar en jerarquías en las siguientes etapas de la investigación.

Mes	Tienda	Articulo	Familia	Unidades Vendidas
201601	18 de Marzo HMO	045114890604	Termo Especial	1
201601	18 de Marzo HMO	045114951138	Termos	5
201712	Zapata HMO	842797039678	Cable Iphone 6	10
201712	Zapata HMO	842797039685	Cargador Plug	6
201712	Zapata HMO	842797039692	Cargador Pared	1

Tabla 4.1 Ejemplo de tabla mensual.

Semana	Tienda	Articulo	Familia	Unidades Vendidas
201601	Conquistadores HMO	7503019631539	Auxiliar 3.5	3
201602	Conquistadores HMO	7503019631539	Auxiliar 3.5	1
201751	Conquistadores HMO	7503019631539	Auxiliar 3.5	1
201751	Conquistadores HMO	7503023276313	Auxiliar 3.5	1
201752	Conquistadores HMO	7502249660418	Auxiliar 3.5	1

Tabla 4.2 Ejemplo de tabla semanal

La información se capturó en bases de datos en para poderlas manipular y realizar el análisis en la siguiente etapa.

4.2. Análisis de datos

Esta fase del proceso comienza clasificando en cinco jerarquías los datos recolectados de la etapa anterior, como lo muestra la figura 4.3.

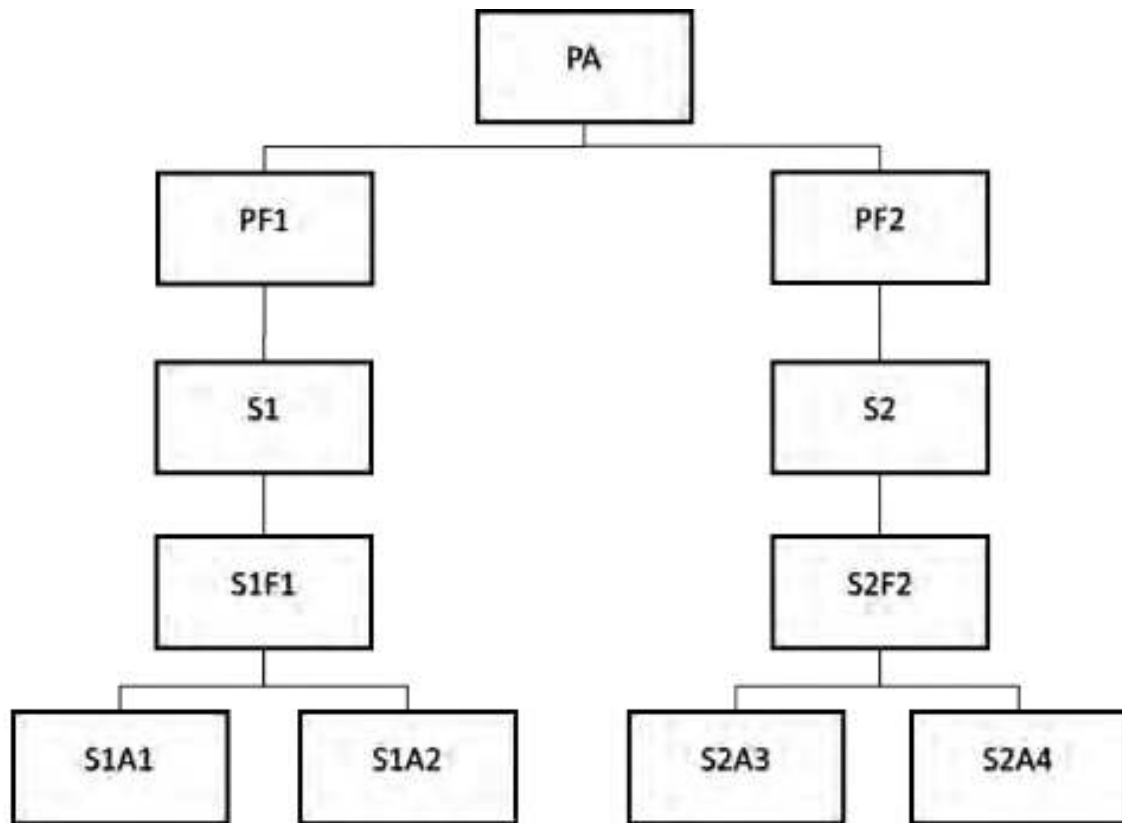


Figura 4.1. Jerarquías utilizadas para analizar los datos.

En la figura 4.3, P hace referencia a la plaza, F a la familia que pertenecen los artículos, S a la tienda y A es un artículo. De esta misma figura observamos que los datos se dividieron en cinco grupos o nivel de jerarquía por cada serie de tiempo:

- Plaza – artículo: total de unidades vendidas por código en la plaza.
- Plaza – familia: total de unidades vendidas por familia en la plaza.
- Tienda: total de unidades vendidas en cada sucursal.
- Familia – tienda: total de unidades de cada familia en una sucursal.
- Tienda – artículo: total de unidades vendidas de cada artículo en una sucursal.

Una vez jerarquizado los datos se aplicaron los siguientes tres criterios:

1. La serie mensual debe de tener como mínimo 18 meses de información y la semanal 78, para poder realizar un análisis con mayor certeza.
2. Las familias deben de estar dentro del 80% de la venta total, con el fin de concentrarse en los artículos con mayor venta.
3. Los artículos deben de estar vigentes en el almacén para su surtido a tiendas, es decir que cuente con inventario para su distribución.

4.2.1. Demanda desestacionalizada.

Para calcular esta demanda se usó la ecuación 3.1 para p par, 12 para la serie mensual y 52 para la semanal. A continuación, tomaremos como ejemplo la jerarquía a nivel tienda (50PRL) para las dos series de tiempo, la tabla 4.3 contienen la información de ventas mensual con los cuales se realizarán los cálculos.

2016		2017	
Mes	Uds Venta	Mes	Uds Venta
1	141	1	0
2	187	2	0
3	151	3	0
4	158	4	64
5	185	5	13
6	192	6	131
7	166	7	128
8	136	8	0
9	138	9	11
10	164	10	135
11	163	11	142
12	188	12	173

Tabla 4.3 Unidades de venta mensuales de la tienda 50PRL

A continuación, se describe el cálculo para $t=7$ utilizando la ecuación 3.1:

$$\bar{D}_7 = \frac{D_1 + D_{13} + 2(D_2 + D_3 + D_4 + D_5 + D_6 + D_7 + D_8 + D_9 + D_{10} + D_{11} + D_{12})}{24}$$

$$\bar{D}_7 = \frac{141 + 0 + 2(187 + 151 + 158 + 185 + 192 + 166 + 136 + 138 + 164 + 163 + 188)}{24}$$

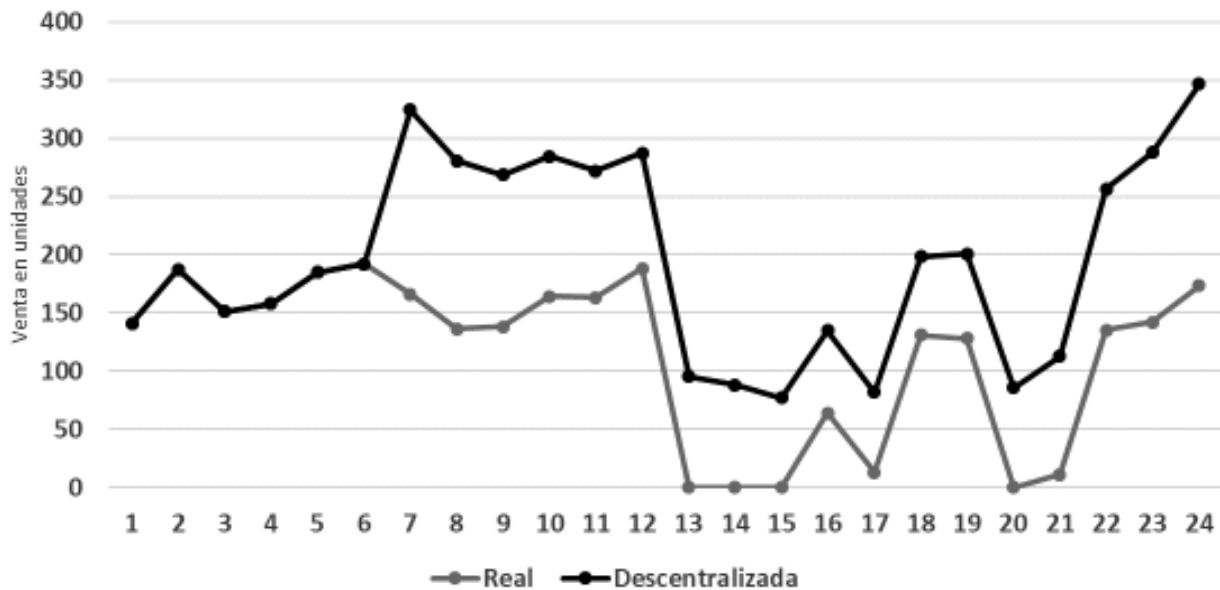
$$\bar{D}_7 = 158.2$$

Este mismo cálculo se realiza para cada elemento que tengamos en la tabla 4.3, el resultado se muestra en la tabla 4.4 con la demanda desestacionalizada para cada mes.

2016		2017	
Mes	$\bar{D}$	Mes	$\bar{D}$
1		1	95
2		2	88
3		3	77
4		4	71
5		5	69
6		6	67
7	158	7	73
8	145	8	85
9	130	9	102
10	120	10	121
11	109	11	146
12	99	12	174

Tabla 4.4 Demanda desestacionalizada mensual.

La Gráfica 1 nos muestra una comparación de la demanda real contra la desestacionalizada:



Gráfica 1 Demanda real y desestacionalizada mensual.

Aplicamos los mismos pasos para calcular en la serie semanal, la tabla 4.5 contienen los datos de la venta en unidades. Esta vez empezando el cálculo en la semana 27 y terminando en la 104. Aplicamos la fórmula 3.1:

$$\bar{D}_{27} = \frac{D_1 + D_{53} + 2 (D_2 + D_3 + D_4 + D_5 + D_6 + D_7 + D_8 + D_9 + D_{10} + D_{11} + D_{12})}{104}$$

$$\bar{D}_7 = \frac{141 + 0 + 2 (187 + 151 + 158 + 185 + 192 + 166 + 136 + 138 + 164 + 163 + 188)}{24}$$

$$\bar{D}_7 = 158.2$$

2016

Semana	Uds Venta	Semana	Uds Venta
1	32	27	40
2	32	28	37
3	43	29	34
4	28	30	47
5	28	31	42
6	39	32	30
7	40	33	36
8	59	34	32
9	45	35	27
10	30	36	32
11	31	37	31
12	36	38	36
13	40	39	27
14	40	40	32
15	26	41	47
16	34	42	34
17	34	43	33
18	46	44	35
19	35	45	34
20	23	46	36
21	63	47	51
22	37	48	34
23	71	49	42
24	43	50	41
25	31	51	51
26	37	52	43

2017

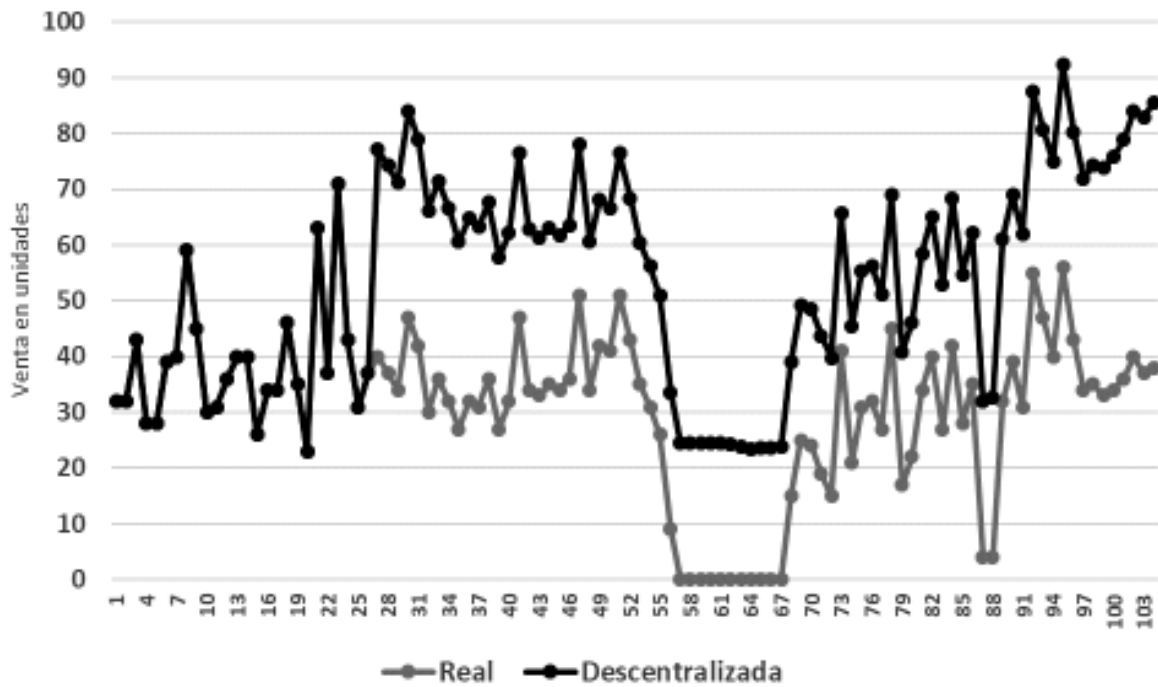
Semana	Uds Venta	Semana	Uds Venta
1	35	27	17
2	31	28	22
3	26	29	34
4	9	30	40
5	0	31	27
6	0	32	42
7	0	33	28
8	0	34	35
9	0	35	4
10	0	36	4
11	0	37	32
12	0	38	39
13	0	39	31
14	0	40	55
15	0	41	47
16	15	42	40
17	25	43	56
18	24	44	43
19	19	45	34
20	15	46	35
21	41	47	33
22	21	48	34
23	31	49	36
24	32	50	40
25	27	51	37
26	45	52	38

Tabla 4.5 Unidades de venta semanal de la tienda 50PRL

2016				2017			
Semana	$\bar{D}$	Semana	$\bar{D}$	Semana	$\bar{D}$	Semana	$\bar{D}$
1		27	37	1	25	27	24
2		28	37	2	25	28	24
3		29	37	3	25	29	24
4		30	37	4	25	30	25
5		31	37	5	25	31	26
6		32	36	6	24	32	26
7		33	36	7	24	33	27
8		34	35	8	25	34	27
9		35	34	9	25	35	28
10		36	33	10	24	36	29
11		37	32	11	24	37	29
12		38	32	12	24	38	30
13		39	31	13	24	39	31
14		40	30	14	24	40	32
15		41	29	15	24	41	34
16		42	29	16	24	42	35
17		43	28	17	24	43	36
18		44	28	18	24	44	37
19		45	28	19	25	45	38
20		46	28	20	25	46	39
21		47	27	21	25	47	41
22		48	27	22	24	48	42
23		49	26	23	24	49	43
24		50	26	24	24	50	44
25		51	25	25	24	51	46
26		52	25	26	24	52	48

Tabla 4.6 Demanda desestacionalizada semanal para la tienda 50PRL

La Tabla 4.6 nos muestra el cálculo para cada dato contenido en la Tabla 4.5. De igual forma Graficamos los datos para comprar la demanda real contra la centralizada (Gráfica 2).



Gráfica 2 Demanda real y descentralizada semanal.

4.2.2 Demanda calculada.

Una vez obtenidos todas las demandas desestacionalizadas, se calculan las variables de la ecuación 3.2, L y T , realizando una regresión lineal con la demanda desestacionalizada. Siguiendo con el ejemplo de la sección, obtenemos que $L = 64.5$ y $T = 3.4$. Quedando la ecuación de la siguiente forma:

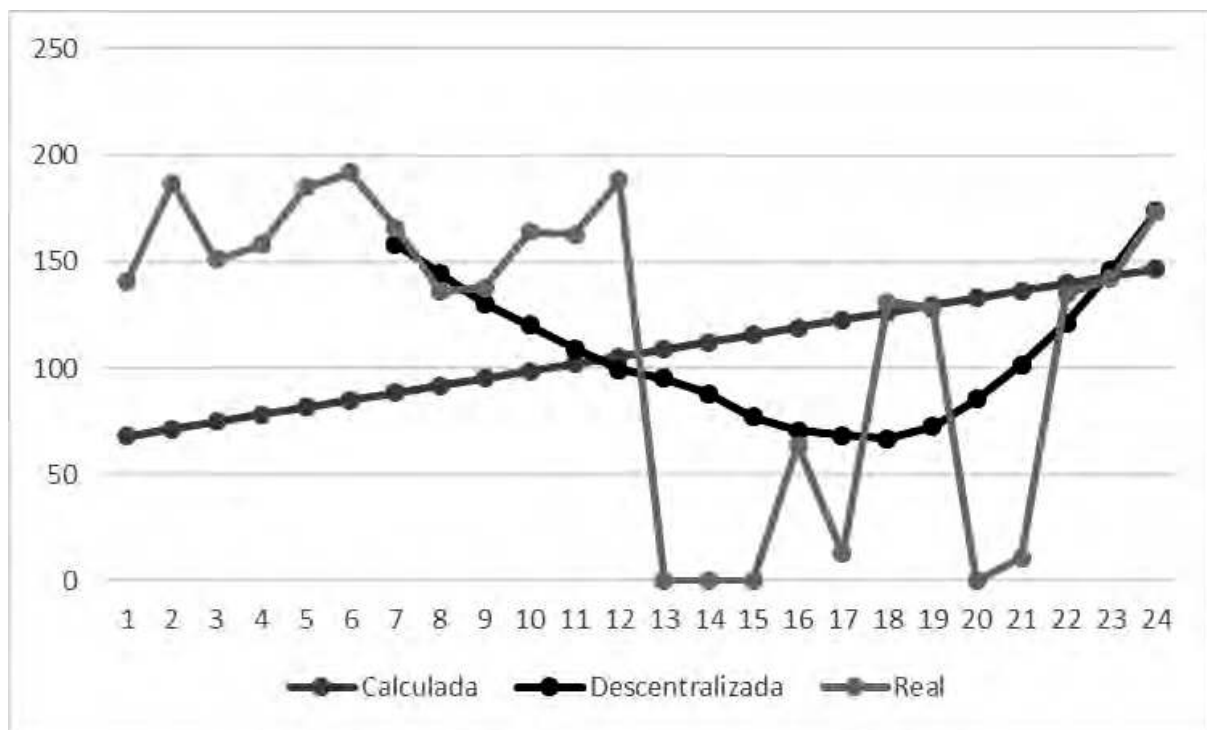
$$\bar{D}_t = 64.5 + 3.4t \quad (4.1)$$

Utilizamos la ecuación 4.1 con $t = 1$ hasta $t = 24$, para el caso de la serie de tiempo mensual, los resultados los observamos en la Tabla 4.7.

t	$\bar{D}$	t	$\bar{D}$
1	68	13	109
2	71	14	112
3	75	15	116
4	78	16	119
5	82	17	123
6	85	18	126
7	89	19	130
8	92	20	133
9	95	21	136
10	99	22	140
11	102	23	143
12	106	24	147

Tabla 4.7 Demanda calculada mensual.

Graficamos la demanda calculada:



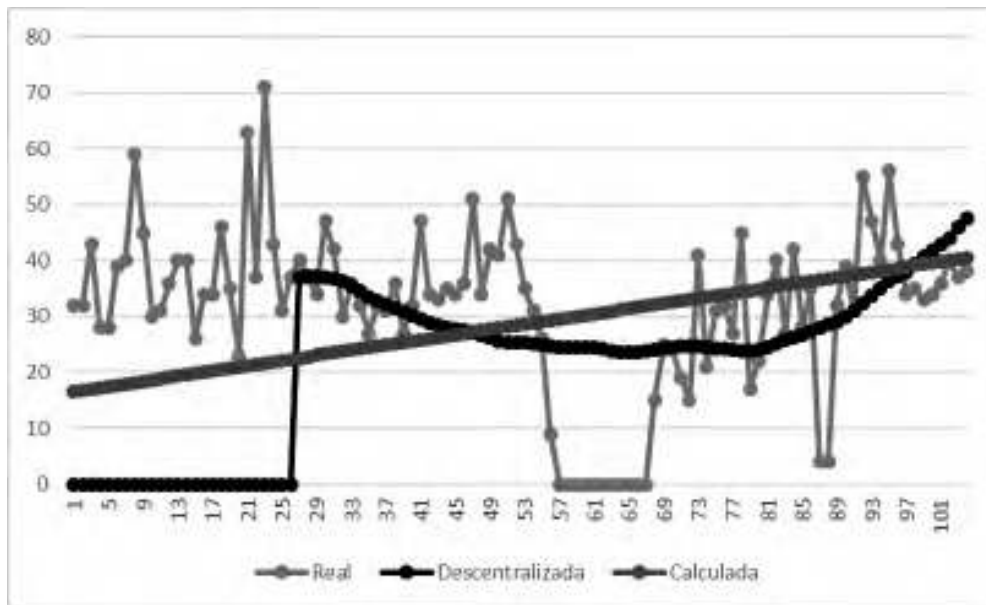
Gráfica 3 Demanda real, desestacionalizada y calculada mensual.

Para la serie semanal, $L = 16.1$ y $T = 0.23$. Utilizamos $t=104$ y el resultado está en la tabla 4.8.

t	$\bar{D}$	t	$\bar{D}$	t	$\bar{D}$	t	$\bar{D}$
1	17	26	23	53	29	79	35
2	17	27	23	54	29	80	35
3	17	28	23	55	29	81	35
4	17	29	23	56	29	82	35
5	17	30	24	57	30	83	36
6	18	31	24	58	30	84	36
7	18	32	24	59	30	85	36
8	18	33	24	60	30	86	36
9	18	34	24	61	30	87	37
10	19	35	25	62	31	88	37
11	19	36	25	63	31	89	37
12	19	37	25	64	31	90	37
13	19	38	25	65	31	91	37
14	20	39	26	66	32	92	38
15	20	40	26	67	32	93	38
16	20	41	26	68	32	94	38
17	20	42	26	69	32	95	38
18	21	43	27	70	33	96	39
19	21	44	27	71	33	97	39
20	21	45	27	72	33	98	39
21	21	46	27	73	33	99	39
22	21	47	27	74	34	100	40
23	22	48	28	75	34	101	40
24	22	49	28	76	34	102	40
25	22	50	28	77	34	103	40
26	22	51	28	78	34	104	40

Tabla 4.8 Demanda calculada semanal

De igual forma que la demanda mensual, graficamos:



Gráfica 4 Demanda real, desestacionalizada y calculada semanal.

4.2.3. Factor de estacionalidad.

Con la demanda calculada obtenemos el factor de estacionalidad, dividiendo está entre la demanda real observada. Para nuestro ejemplo la Tabla 4.9 nos muestra los resultados para el caso mensual y la Tabla 4.10 para la semanal.

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
1	141	68	2.1
2	187	71	2.6
3	151	75	2.0
4	158	78	2.0
5	185	82	2.3
6	192	85	2.3
7	166	89	1.9
8	136	92	1.5
9	138	95	1.4
10	164	99	1.7
11	163	102	1.6
12	188	106	1.8

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
13	0	109	0.0
14	0	112	0.0
15	0	116	0.0
16	64	119	0.5
17	13	123	0.1
18	131	126	1.0
19	128	130	1.0
20	0	133	0.0
21	11	136	0.1
22	135	140	1.0
23	142	143	1.0
24	173	147	1.2

Tabla 4.9 Ejemplo de factor de estacionalidad mensual (S).

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
1	32	17	1.9
2	32	17	1.9
3	43	17	2.5
4	28	17	1.6
5	28	17	1.6
6	39	18	2.2
7	40	18	2.2
8	59	18	3.2
9	45	18	2.4
10	30	19	1.6
11	31	19	1.6
12	36	19	1.9
13	40	19	2.1
14	40	20	2.0
15	26	20	1.3
16	34	20	1.7
17	34	20	1.7
18	46	21	2.2
19	35	21	1.7
20	23	21	1.1
21	63	21	3.0
22	37	21	1.7
23	71	22	3.3
24	43	22	2.0
25	31	22	1.4
26	37	22	1.7

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
27	40	23	1.8
28	37	23	1.6
29	34	23	1.5
30	47	23	2.0
31	42	24	1.8
32	30	24	1.3
33	36	24	1.5
34	32	24	1.3
35	27	24	1.1
36	32	25	1.3
37	31	25	1.2
38	36	25	1.4
39	27	25	1.1
40	32	26	1.2
41	47	26	1.8
42	34	26	1.3
43	33	26	1.3
44	35	27	1.3
45	34	27	1.3
46	36	27	1.3
47	51	27	1.9
48	34	27	1.2
49	42	28	1.5
50	41	28	1.5
51	51	28	1.8
52	43	28	1.5

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
53	35	29	1.2
54	31	29	1.1
55	26	29	0.9
56	9	29	0.3
57	0	30	0.0
58	0	30	0.0
59	0	30	0.0
60	0	30	0.0
61	0	30	0.0
62	0	31	0.0
63	0	31	0.0
64	0	31	0.0
65	0	31	0.0
66	0	32	0.0
67	0	32	0.0
68	15	32	0.5
69	25	32	0.8
70	24	33	0.7
71	19	33	0.6
72	15	33	0.5
73	41	33	1.2
74	21	34	0.6
75	31	34	0.9
76	32	34	0.9
77	27	34	0.8
78	45	34	1.3

t	D	$\bar{D}$	$\bar{S}$
79	17	35	0.5
80	22	35	0.6
81	34	35	1.0
82	40	35	1.1
83	27	36	0.8
84	42	36	1.2
85	28	36	0.8
86	35	36	1.0
87	4	37	0.1
88	4	37	0.1
89	32	37	0.9
90	39	37	1.0
91	31	37	0.8
92	55	38	1.5
93	47	38	1.2
94	40	38	1.0
95	56	38	1.5
96	43	39	1.1
97	34	39	0.9
98	35	39	0.9
99	33	39	0.8
100	34	40	0.9
101	36	40	0.9
102	40	40	1.0
103	37	40	0.9
104	38	40	0.9

Tabla 4.10 Factor de estacionalidad Semanal (S).

Una vez calculado el factor para cada t de las dos series, obtenemos el factor de estacionalidad promedio, para ello utilizaremos la ecuación 3.4:

$$S_t = \frac{\sum_{j=0}^{r-1} S_{jp} + i}{r}$$

En la serie mensual, tenemos 24 periodos y periodicidad de 12, por lo tanto, existen dos ciclos ($r=2$), el cálculo esta se encuentra en la tabla 4.11.

t	$\bar{S}$	t	$\bar{S}$	S
1	2.1	13	0.0	1.0
2	2.6	14	0.0	1.3
3	2.0	15	0.0	1.0
4	2.0	16	0.5	1.3
5	2.3	17	0.1	1.2
6	2.3	18	1.0	1.6
7	1.9	19	1.0	1.4
8	1.5	20	0.0	0.7
9	1.4	21	0.1	0.8
10	1.7	22	1.0	1.3
11	1.6	23	1.0	1.3
12	1.8	24	1.2	1.5

Tabla 4.11 Factor de estacionalidad mensual para tienda.

En el caso de la serie semanal, tenemos 104 periodos y periodicidad de 52, por lo tanto, existen dos ciclos ($r=2$), el cálculo esta se encuentra en la tabla 4.12.

4.2.3. Modelo de Winter

Para aplicar el modelo de Winter ocupamos determinar las constantes de suavización exponencial (α , β y γ). Para hacerlo pronosticamos con la demanda real utilizando las ecuaciones de la 3.5 a la 3.8 y se evalúan los resultados de la predicción mediante el error medio absoluto(MAPE), El paso siguiente es aplicar un análisis de sensibilidad para encontrar que combinación de α , β y γ minimizan el error.

En la tabla 4.13 se muestra el resultado de esta etapa en la serie mensual cuyas constantes de suavización óptimas son: $\alpha=0$, $\beta=0.84$ y $\gamma=1$. En el caso semanal los valores obtenidos son: $\alpha=0.142$, $\beta=0.008$ y $\gamma=0.074$, en la tabla 4.14 muestra el resultado de los cálculos para este ejemplo.

t	$\bar{S}$	t	$\bar{S}$	S
1	1.9	53	1.2	1.6
2	1.9	54	1.1	1.5
3	2.5	55	0.9	1.7
4	1.6	56	0.3	1.0
5	1.6	57	0.0	0.8
6	2.2	58	0.0	1.1
7	2.2	59	0.0	1.1
8	3.2	60	0.0	1.6
9	2.4	61	0.0	1.2
10	1.6	62	0.0	0.8
11	1.6	63	0.0	0.8
12	1.9	64	0.0	0.9
13	2.1	65	0.0	1.0
14	2.0	66	0.0	1.0
15	1.3	67	0.0	0.7
16	1.7	68	0.5	1.1
17	1.7	69	0.8	1.2
18	2.2	70	0.7	1.5
19	1.7	71	0.6	1.1
20	1.1	72	0.5	0.8
21	3.0	73	1.2	2.1
22	1.7	74	0.6	1.2
23	3.3	75	0.9	2.1
24	2.0	76	0.9	1.5
25	1.4	77	0.8	1.1
26	1.7	78	1.3	1.5

t	$\bar{S}$	t	$\bar{S}$	S
27	1.8	79	0.5	1.1
28	1.6	80	0.6	1.1
29	1.5	81	1.0	1.2
30	2.0	82	1.1	1.6
31	1.8	83	0.8	1.3
32	1.3	84	1.2	1.2
33	1.5	85	0.8	1.1
34	1.3	86	1.0	1.1
35	1.1	87	0.1	0.6
36	1.3	88	0.1	0.7
37	1.2	89	0.9	1.1
38	1.4	90	1.0	1.2
39	1.1	91	0.8	0.9
40	1.2	92	1.5	1.4
41	1.8	93	1.2	1.5
42	1.3	94	1.0	1.2
43	1.3	95	1.5	1.4
44	1.3	96	1.1	1.2
45	1.3	97	0.9	1.1
46	1.3	98	0.9	1.1
47	1.9	99	0.8	1.4
48	1.2	100	0.9	1.0
49	1.5	101	0.9	1.2
50	1.5	102	1.0	1.2
51	1.8	103	0.9	1.4
52	1.5	104	0.9	1.2

Tabla 4.12 Factor de estacionalidad semanal

T	D	L	T	S	F	MAPE
1	141	68.0	3.4	2.1	141	0%
2	187	71.4	3.4	2.6	187	0%
3	151	74.8	3.4	2.0	151	0%
4	158	78.3	3.4	2.0	158	0%
5	185	81.7	3.4	2.3	185	0%
6	192	85.1	3.4	2.3	192	0%
7	166	88.5	3.4	1.9	166	0%
8	136	91.9	3.4	1.5	136	0%
9	138	95.3	3.4	1.4	138	0%
10	164	98.8	3.4	1.7	164	0%
11	163	102.2	3.4	1.6	163	0%
12	188	105.6	3.4	1.8	188	0%
13	0	109.0	3.4	0.0	0	
14	0	112.4	3.4	0.0	0	
15	0	115.8	3.4	0.0	0	
16	64	119.3	3.4	0.5	64	0%
17	13	122.7	3.4	0.1	13	0%
18	131	126.1	3.4	1.0	131	0%
19	128	129.5	3.4	1.0	128	0%
20	0	132.9	3.4	0.0	0	
21	11	136.3	3.4	0.1	11	0%
22	135	139.8	3.4	1.0	135	0%
23	142	143.2	3.4	1.0	142	0%
24	173	146.6	3.4	1.2	173	0%

Tabla 4.13 Resultados del pronóstico mensual con $\alpha=0$, $\beta=0.84$ y $\gamma=1$.

t	D	L	T	S	F	MAPE
1	32	17.3	0.2	1.5	26.1	19%
2	32	18.5	0.2	1.3	25.1	22%
3	43	19.8	0.3	1.6	33.8	21%
4	28	21.9	0.3	0.8	19.5	30%
5	28	24.9	0.3	0.7	18.0	36%
6	39	27.5	0.3	0.9	27.8	29%
7	40	29.7	0.3	1.0	31.3	22%
8	59	31.8	0.4	1.4	48.7	18%
9	45	33.6	0.4	1.1	39.1	13%
10	30	34.7	0.4	0.8	29.3	2%
11	31	34.9	0.4	0.9	35.8	16%
12	36	34.9	0.4	1.1	43.4	21%
13	40	34.3	0.4	1.4	54.5	36%
14	40	35.5	0.4	1.0	40.3	1%
15	26	33.8	0.3	1.2	47.3	82%
16	34	32.8	0.3	1.4	51.6	52%
17	34	32.4	0.3	1.2	46.1	36%
18	46	32.6	0.3	1.5	56.0	22%
19	35	31.3	0.3	1.6	60.8	74%
20	23	29.9	0.3	1.2	41.9	82%
21	63	30.4	0.3	2.0	72.4	15%
22	37	30.2	0.3	1.4	49.9	35%
23	71	30.8	0.3	2.2	82.6	16%
24	43	29.7	0.3	2.0	73.4	71%
25	31	28.9	0.3	1.4	49.2	59%
26	37	28.5	0.3	1.5	53.5	45%
27	40	28.2	0.3	1.6	56.3	41%
28	37	28.5	0.3	1.3	46.3	25%
29	34	28.7	0.3	1.2	43.9	29%
30	47	29.8	0.3	1.3	50.8	8%
31	42	31.3	0.3	1.1	43.6	4%
32	30	31.4	0.3	1.0	40.3	34%
33	36	32.9	0.3	0.9	37.9	5%
34	32	33.0	0.3	1.0	43.5	36%
35	27	34.2	0.3	0.7	30.0	11%
36	32	37.2	0.3	0.6	29.5	8%

t	D	L	T	S	F	MAPE
37	31	36.8	0.3	0.9	45.9	48%
38	36	36.4	0.3	1.1	53.4	48%
39	27	35.5	0.3	1.0	45.5	68%
40	32	34.4	0.3	1.2	55.7	74%
41	47	36.2	0.3	1.0	50.7	8%
42	34	35.4	0.3	1.2	55.8	64%
43	33	34.1	0.3	1.4	62.1	88%
44	35	33.6	0.3	1.2	55.0	57%
45	34	33.5	0.3	1.1	48.7	43%
46	36	33.6	0.3	1.1	50.9	41%
47	51	34.4	0.3	1.4	63.7	25%
48	34	34.3	0.3	1.0	49.3	45%
49	42	34.6	0.3	1.2	57.6	37%
50	41	34.6	0.3	1.2	58.9	44%
51	51	35.3	0.3	1.4	66.7	31%
52	43	35.5	0.3	1.2	60.4	40%
53	35	34.0	0.2	1.5	70.0	100%
54	31	32.7	0.2	1.3	59.8	93%
55	26	30.5	0.2	1.6	69.2	166%
56	9	27.9	0.2	0.8	32.3	259%
57		24.1	0.2	0.7	22.1	
58		20.8	0.1	0.9	26.0	
59		17.9	0.1	1.0	22.7	
60		15.4	0.1	1.4	27.6	
61		13.3	0.1	1.0	17.4	
62		11.5	0.0	0.8	10.4	
63		9.9	0.0	0.9	10.2	
64		8.5	0.0	1.1	9.9	
65		7.3	0.0	1.4	10.0	
66		6.2	0.0	1.0	5.4	
67		5.3	0.0	1.2	4.9	
68	15	6.1	0.0	1.4	7.3	51%
69	25	8.2	0.0	1.2	10.6	57%
70	24	9.4	0.0	1.5	15.5	35%
71	19	9.7	0.0	1.6	18.3	4%
72	15	10.2	0.0	1.2	14.0	7%

t	D	L	T	S	F	MAPE
73	41	11.7	0.0	2.0	28.7	30%
74	21	12.3	0.0	1.4	21.0	0%
75	31	12.6	0.0	2.2	35.0	13%
76	32	13.1	0.0	2.0	33.9	6%
77	27	14.0	0.1	1.4	25.5	6%
78	45	16.3	0.1	1.5	33.9	25%
79	17	15.6	0.1	1.6	33.6	97%
80	22	15.9	0.1	1.3	27.8	27%
81	34	17.7	0.1	1.2	30.0	12%
82	40	19.5	0.1	1.3	37.4	6%
83	27	20.3	0.1	1.1	32.0	18%
84	42	23.5	0.1	1.0	35.2	16%
85	28	24.8	0.1	0.9	33.2	19%
86	35	26.3	0.2	1.0	40.7	16%
87	4	23.5	0.1	0.7	23.4	486%
88	4	21.2	0.1	0.6	18.6	366%
89	32	23.1	0.1	1.0	32.7	2%
90	39	24.9	0.1	1.1	42.0	8%
91	31	26.1	0.2	1.0	38.5	24%
92	55	28.9	0.2	1.2	55.0	0%
93	47	31.3	0.2	1.0	51.9	10%
94	40	31.9	0.2	1.2	59.4	49%
95	56	33.4	0.2	1.4	72.5	29%
96	43	33.9	0.2	1.2	66.0	53%
97	34	33.7	0.2	1.1	57.9	70%
98	35	33.6	0.2	1.1	59.9	71%
99	33	32.4	0.2	1.4	69.9	112%
100	34	32.6	0.2	1.0	54.5	60%
101	36	32.4	0.2	1.2	62.3	73%
102	40	32.5	0.2	1.2	64.0	60%
103	37	31.9	0.2	1.4	69.1	87%
104	38	32.0	0.2	1.2	62.2	64%

Tabla 4.14 Resultados del pronóstico mensual con $\alpha=0.14$, $\beta=0.008$ y $\gamma=0.007$.

Este análisis de sensibilidad se realiza para todos los datos de las jerarquías y las 2 series de tiempo, obteniendo un total de 10 constantes de suavización.

4.3. Determinar nivel de agregación para los datos

Con los resultados de las constantes de suavización, se concentran para determinar cuál de las jerarquías y serie de tiempo minimiza el MAPE. En la tabla 4.15 se muestran los resultados mensuales.

CRTIENDA	ITEM	Familia	MAPE Mensual				
			Tienda	Tienda - Familia	Tienda - Artículo	Plaza - Artículo	Plaza - Familia
50PRL	7503019631485	Auxiliar 3.5	41%	73%	NA	51%	2%
50PRL	7502249660418	Auxiliar 3.5	41%	73%	NA	14%	2%
50PRL	7503019631539	Auxiliar 3.5	41%	73%	485%	82%	2%
50PRL	7503023276320	Auxiliar 3.5	41%	73%	NA	NA	2%
50PRL	842797039678	Cable Iphone 6	41%	24%	NA	17%	30%
50PRL	842797039456	Cable Micro	41%	NA	NA	9%	12%
50PRL	7502249663990	Cable Micro	41%	NA	NA	10%	12%
50PRL	7503019631478	Cable Micro	41%	NA	NA	20%	12%
50PRL	7503019631522	Cable Micro	41%	NA	NA	49%	12%
50PRL	7503019631553	Cargador Pared	41%	NA	NA	45%	11%
50PRL	7502249662641	Cargador Plug	41%	16%	NA	12%	13%
50PRL	7503019631492	Cargador Plug	41%	16%	NA	105%	13%
50PRL	7503019631546	Cargador Plug	41%	16%	NA	25%	13%
50PRL	7502244540159	Dulces	41%	48%	NA	10%	25%
50PRL	840004011288	Dulces	41%	48%	NA	71%	25%
50PRL	840004019130	Dulces	41%	48%	NA	29%	25%
50PRL	840004094489	Dulces	41%	48%	NA	113%	25%
50PRL	840004098463	Dulces	41%	48%	NA	31%	25%
50PRL	840004099552	Dulces	41%	48%	NA	61%	25%
50PRL	7503021254177	Dulces	41%	48%	NA	158%	25%
50PRL	840004013329	Dulces	41%	48%	20%	51%	25%
50PRL	7503006542206	Farmacia	41%	NA	NA	0%	18%
50PRL	7501298215266	Farmacia	41%	NA	NA	3%	18%
50PRL	7503019631928	Manos libres	41%	NA	NA	117%	49%
50PRL	800117209453	Revistas	41%	NA	NA	NA	2%
50PRL	7509997009001	Revistas	41%	NA	NA	15%	2%

Tabla 4.15 MAPE mensual por categoría.

CRTIENDA	ITEM	Familia	MAPE Semanal				
			Tienda	Tienda - Familia	Tienda - Artículo	Plaza - Artículo	Plaza - Familia2
50PRL	7503019631485	Auxiliar 3.5	5998%	NA	NA	4241%	62976%
50PRL	7502249660418	Auxiliar 3.5	5998%	NA	NA	6833%	62976%
50PRL	7503019631539	Auxiliar 3.5	5998%	NA	NA	32220%	62976%
50PRL	7503023276320	Auxiliar 3.5	5998%	NA	NA	NA	62976%
50PRL	842797039678	Cable Iphone 6	5998%	237%	NA	36097%	96159%
50PRL	842797039456	Cable Micro	5998%	161%	NA	31588%	136679%
50PRL	7502249663990	Cable Micro	5998%	161%	NA	4658%	136679%
50PRL	7503019631478	Cable Micro	5998%	161%	NA	4551%	136679%
50PRL	7503019631522	Cable Micro	5998%	161%	NA	15379%	136679%
50PRL	7503019631553	Cargador Pared	5998%	NA	NA	5765%	38448%
50PRL	7502249662641	Cargador Plug	5998%	NA	NA	5139%	53535%
50PRL	7503019631492	Cargador Plug	5998%	NA	NA	1819%	53535%
50PRL	7503019631546	Cargador Plug	5998%	NA	NA	11600%	53535%
50PRL	7502244540159	Dulces	5998%	1013%	NA	35488%	252003%
50PRL	840004011288	Dulces	5998%	1013%	NA	6336%	252003%
50PRL	840004019130	Dulces	5998%	1013%	NA	6817%	252003%
50PRL	840004094489	Dulces	5998%	1013%	NA	7882%	252003%
50PRL	840004098463	Dulces	5998%	1013%	NA	9895%	252003%
50PRL	840004099552	Dulces	5998%	1013%	NA	25810%	252003%
50PRL	7503021254177	Dulces	5998%	1013%	NA	38609%	252003%
50PRL	840004013329	Dulces	5998%	1013%	NA	26289%	252003%
50PRL	7503006542206	Farmacia	5998%	NA	NA	20428%	55924%
50PRL	7501298215266	Farmacia	5998%	NA	NA	27117%	55924%
50PRL	7503019631928	Manos libres	5998%	NA	NA	65798%	57285%
50PRL	800117209453	Revistas	5998%	NA	NA	7324%	95683%
50PRL	7509997009001	Revistas	5998%	NA	NA	15343%	95683%

Tabla 4.16 MAPE semanal por jerarquía.

Para cada registro de las tablas anteriores se escogerá el MAPE menor para cada código tienda, por ejemplo, para el ítem 7503019631485 el resultado mínimo está en la jerarquía de Plaza-Familia de la serie mensual, cuyo valor de $\alpha=0$, $\beta=0.84$ y $\gamma=1$. La tabla 4.17 nos muestra la relación de la jerarquía y serie menor para nuestro ejemplo.

CRTIENDA	ITEM	Familia	MAPE Menor	Nivel	Serie	Alfa	Beta	Gamma
50PRL	7501298215266	Farmacia	3%	Plaza - Artículo	Mensual	0.97	0.01	0.00
50PRL	7502244540159	Dulces	10%	Plaza - Artículo	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7502249660418	Auxiliar 3.5	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7502249662641	Cargador Plug	12%	Plaza - Artículo	Mensual	0.64	0.04	0.00
50PRL	7502249663990	Cable Micro	10%	Plaza - Artículo	Mensual	1.00	0.02	0.00
50PRL	7503006542206	Farmacia	0%	Plaza - Artículo	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7503019631478	Cable Micro	12%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.01	0.00
50PRL	7503019631485	Auxiliar 3.5	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7503019631492	Cargador Plug	13%	Plaza - Familia	Mensual	0.00	0.00	0.00
50PRL	7503019631522	Cable Micro	12%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.01	0.00
50PRL	7503019631539	Auxiliar 3.5	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7503019631546	Cargador Plug	13%	Plaza - Familia	Mensual	0.00	0.00	0.00
50PRL	7503019631553	Cargador Pared	11%	Plaza - Familia	Mensual	0.78	0.00	0.00
50PRL	7503019631928	Manos libres	41%	Tienda	Mensual	0.92	0.03	0.00
50PRL	7503021254177	Dulces	25%	Plaza - Familia	Mensual	0.66	0.00	0.00
50PRL	7503023276320	Auxiliar 3.5	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	7509997009001	Revistas	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	800117209453	Revistas	2%	Plaza - Familia	Mensual	1.00	0.00	0.00
50PRL	840004011288	Dulces	25%	Plaza - Familia	Mensual	0.66	0.00	0.00
50PRL	840004013329	Dulces	20%	Tienda - Artículo	Mensual	1.00	0.00	0.00

Tabla 4.17 Tabla de MAPE Menor

4.4. Calcular incrementos de temporada

Con las constantes calculadas en la sección anterior se realizó un pronóstico para las 2 temporadas, decembrina 2018 y Semana Santa 2019. Para el primer caso se pronosticaron de la semana 46 a la 52 del 2018 y de la 1 a la 3 del 2019, se tomó como base la semana 42 del 2018 para generar estos pronósticos. En segunda temporada se tomó como base para la predicción la semana 12 del 2019, en la tabla 4.18 contiene los incrementos calculados.

			Decembrina											Semana Santa
Cr Tienda	Producto	Nivel	46	47	48	49	50	51	52	1	2	3	16	
50PRL	7501298215266	Plaza – Artículo	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	0	
50PRL	7502244540159	Plaza – Artículo	1	4	4	0	0	1	0	0	0	2	1	
50PRL	7502249660418	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7502249662641	Plaza – Artículo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7502249663990	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503006542206	Plaza – Artículo	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631478	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631485	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631492	Plaza – Artículo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631522	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
50PRL	7503019631539	Plaza – Familia	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631546	Plaza – Artículo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631553	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503019631928	Plaza – Artículo	0	0	0	0	2	0	0	4	0	0	0	
50PRL	7503021254177	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	7503023276320	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	
50PRL	7509997009001	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	800117209453	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	840004011288	Plaza – Familia	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	
50PRL	840004013329	Plaza – Familia	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	
50PRL	840004019130	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
50PRL	840004094489	Plaza – Familia	0	0	0	0	0	3	1	0	0	0	0	
50PRL	840004098463	Plaza – Familia	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	

Tabla 4.18 Incrementos calculados para las dos temporadas.

4.5. Generar archivo base de incrementos

Los pronósticos obtenidos para la temporada de diciembre se concentrarán en un archivo donde vendrá por semana como lo muestra la tabla 4.19

Semana	Cr Tienda	Producto	Nivel	Incremento
46	50PRL	7502244540159	Plaza - Artículo	1
46	50PRL	840004098463	Plaza - Familia	1
47	50PRL	7502244540159	Plaza - Artículo	4
47	50PRL	840004011288	Plaza - Familia	1
47	50PRL	840004098463	Plaza - Familia	1
48	50PRL	7502244540159	Plaza - Artículo	4
48	50PRL	840004013329	Plaza - Familia	1
49	50PRL	840004011288	Plaza - Familia	1
50	50PRL	7503019631928	Plaza - Artículo	2
51	50PRL	842797039678	Plaza - Artículo	9
51	50PRL	842797039456	Plaza - Artículo	6
51	50PRL	840004094489	Plaza - Familia	3
51	50PRL	7503023276320	Plaza - Familia	2
51	50PRL	7502244540159	Plaza - Artículo	1
51	50PRL	840004013329	Plaza - Familia	1
51	50PRL	7503006542206	Plaza - Artículo	1
52	50PRL	842797039456	Plaza - Artículo	4
52	50PRL	840004094489	Plaza - Familia	1
52	50PRL	7501298215266	Plaza - Artículo	1
52	50PRL	840004099552	Plaza - Familia	1
1	50PRL	842797039456	Plaza - Artículo	6
1	50PRL	7503019631928	Plaza - Artículo	4
1	50PRL	840004098463	Plaza - Familia	1
2	50PRL	842797039456	Plaza - Artículo	6
2	50PRL	7501298215266	Plaza - Artículo	2
2	50PRL	840004011288	Plaza - Familia	1
3	50PRL	842797039678	Plaza - Artículo	4
3	50PRL	842797039456	Plaza - Artículo	3
3	50PRL	7502244540159	Plaza - Artículo	2
3	50PRL	840004011288	Plaza - Familia	1

Tabla 4.19 Incrementos para la temporada de diciembre 2018

De igual forma se elabora un archivo para la temporada de semana santa del 2019, la tabla 4.20 concentra una parte del archivo generado para los incrementos.

Cr Tienda	Producto	Nivel	Incremento
50PRL	842797039678	Plaza - Articulo	7
50PRL	842797039456	Plaza - Articulo	3
50PRL	7502244540159	Plaza - Articulo	1
50PRL	7503019631522	Plaza - Familia	1

Tabla 4.20 Incrementos semanales para la temporada de Semana Santa 2019

4.6. Aplicar incrementos

Para que los incrementos de la temporada estén disponibles según la semana para la que fueron calculados, se realiza un cronograma de envío de los mismos. La tabla 4.21 nos muestra en que semana se empezaran a enviar los productos a las tiendas, para el caso de la temporada decembrina se empieza en con él envío en la semana 45 para los incrementos de la temporada 46, así sucesivamente hasta llegar a la semana 2 donde se enviaran los incrementos de la semana 3, con esto se cumplen las 10 semanas que se predijeron.

Semana de Incremento	Semana de envío
46	45
47	46
48	47
49	48
50	49
51	50
52	51
1	52
2	1
3	2

Tabla 4.21 Cronograma de envío de incrementos para la temporada decembrina

En el caso de la temporada de semana Santa, al ser una sola semana estos se tienen que enviar la semana 15 del 2019.

4.7. Evaluar temporada

Para esta etapa se está considerando 4 indicadores que en conjunto nos darán la evaluación del modelo aplicado en esta temporada de la compañía. A continuación, se describen cada uno de ellos.

4.7.1. Error porcentual medio absoluto(MAPE)

El resultado de este indicador nos determina el asertividad del modelo, para calcularlo usaremos la Ecuación 3.9 y tomamos como ejemplo el artículo 7502244540159 de la tienda 50PRL en la semana 46, la formula quedaría de la siguiente forma:

$$Error = \left| \frac{V_f - F_t}{V_f} \right| = \left| \frac{3 - 1}{3} \right| = 0.666$$

Aplicamos la misma fórmula para cada pronóstico realizado, la tabla 4.22 nos muestra el resultado del MAPE en las 2 temporadas que se evaluaron, decembrina y semana santa. Donde se calcularon 10 y 1 semana de pronósticos, respectivamente.

Temporada/Semana	# de Pronósticos	MAPE
Decembrina	97130	22%
46	9713	26%
47	9713	26%
48	9713	25%
49	9713	26%
50	9713	22%
51	9713	18%
52	9713	15%
1	9713	14%
2	9713	21%
3	9713	23%
Semana Santa	9713	9%

Tabla 4.22 MAPE de cada temporada dividida en semana.

4.7.2. Porcentaje de desabasto

Para su cálculo se utilizó la Ecuación 3.10, tomamos como ejemplo el artículo 7502244540159 de la tienda 50PRL en la semana 46:

$$\% \text{ de desabasto} = \frac{0}{7 + 0} = 0$$

La tabla 4.23 nos muestra el resultado del porcentaje de desabasto para ambas temporadas por semana.

Temporada/Semana		Resultado
Decembrina		1.3%
	46	1.1%
	47	0.9%
	48	1.2%
	49	1.3%
	50	1.4%
	51	1.2%
	52	1.6%
	1	1.6%
	2	1.3%
	3	1.5%
Semana Santa		2.0%

Tabla 4.23 Porcentaje de desabasto de las 2 temporadas.

4.7.3. Porcentaje de venta perdida

De igual forma, utilizamos los datos del ejemplo anterior y aplicamos la Ecuación 3.11.

$$Venta\ Perdida = \frac{\$ 136.57}{Mayor(2, 7)} \times 0 = 0$$

$$\% \text{ de Venta Perdida} = \frac{\$0}{\$136.57} = 0$$

Por otra parte, se aplica de igual forma para cada pronóstico elaborado, la tabla 4.24 nos muestra el resultado de todas las semanas y su comportamiento general de las 10 semanas para la temporada decembrina y 1 para semana santa.

Temporada/Semana	Resultado
Decembrina	3.8%
46	3.5%
47	4.0%
48	4.7%
49	4.8%
50	4.0%
51	3.7%
52	5.2%
1	2.2%
2	2.3%
3	3.3%
Semana Santa	3.7%

Tabla 4.24 Resultados de venta perdida de las 2 temporadas.

4.7.4. Días de inventario

Utilizamos la Ecuación 3.13 con el ejemplo que tenemos de los indicadores pasados, el cálculo queda de la siguiente forma:

$$\text{Días de Inventario} = \frac{\$136.57}{81.94/7} = 11.6$$

Se sigue el mismo procedimiento para calcular los días de inventario para que semana de la temporada que se pronosticó, los datos están en la tabla 4.25

Temporada	Resultado	Temporada	Resultado
Decembrina	42.22	Semana Santa	37.3
46	44.8		
47	44.1		
48	43.0		
49	42.6		
50	38.0		
51	38.4		
52	42.8		
1	46.6		
2	46.8		
3	43.0		

Tabla 4.25 Resultado de los días de inventario de las 2 temporadas

5. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1 Conclusiones

En esta investigación se llevó a cabo desarrollar un modelo de planeación de la demanda para la temporada decembrina y semana santa para una cadena de suministro de tiendas de conveniencia permitirá minimizar el error de la predicción contra el comportamiento real de la demanda.

Para determinar si la investigación cumple con la hipótesis planteada, analizaremos los resultados los indicadores que se establecieron para evaluar la metodología. Empezaremos con el error medio porcentual medio absoluto, en la tabla 5.1 se muestra el resultado de la primera implementación en la temporada decembrina con respecto a la segunda refleja una mejoría significativa de 13 puntos porcentuales, por lo que podemos concluir que se cumple aceptablemente el modelo con la hipótesis.

Temporada	# de Pronósticos	MAPE
Decembrina	97130	22%
Semana Santa	9713	9%

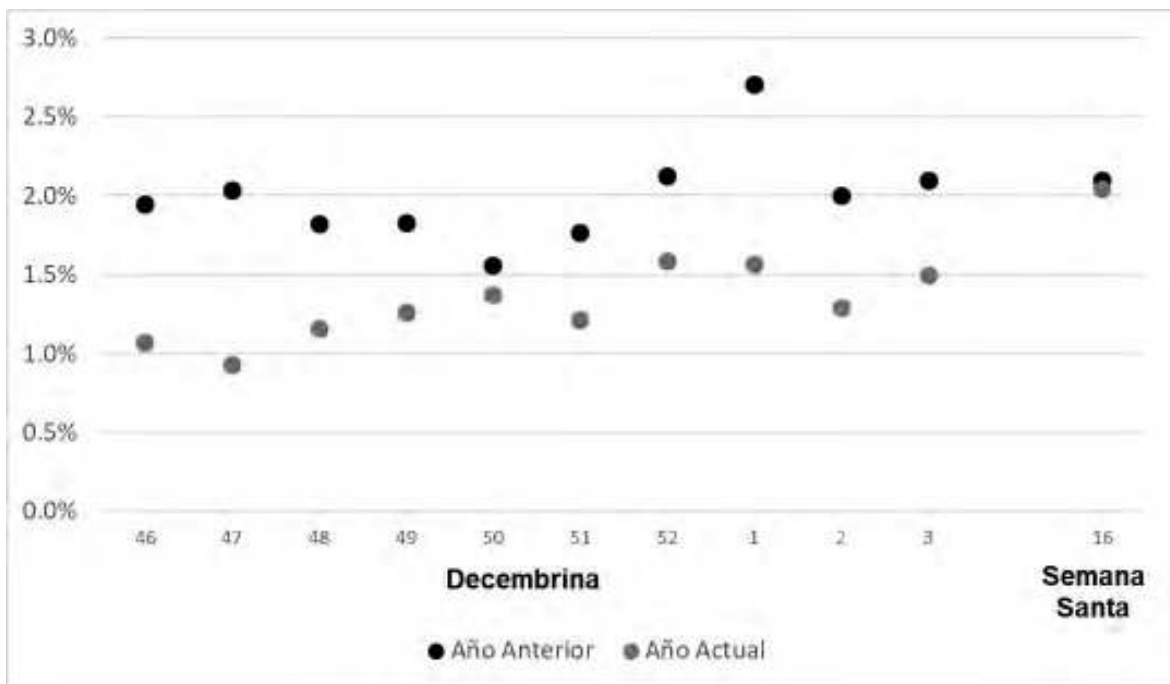
Tabla 5.1 Resultado Final del MAPE por temporada

El segundo indicador es el porcentaje de desabasto, la gráfica 5 se muestra en comparativa el porcentaje de desabasto del 2017 y 2018 (Fuente de información BI empresarial ver anexo 1), donde podemos observar que la implementación del modelo se obtuvo mejoría semana tras semana en ambas temporadas, siendo la decembrina con una mejor tendencia. Podemos concluir que este indicador cumple con la hipótesis y objetivos planteados para la investigación. La Tabla 5.2 muestra el porcentaje de mejora de cada semana.

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Temporada/Semana	Anterior	Actual	% Mejora
Decembrina	2.0%	1.3%	35.2%
46	1.9%	1.1%	44.8%
47	2.0%	0.9%	54.1%
48	1.8%	1.2%	36.6%
49	1.8%	1.3%	31.1%
50	1.6%	1.4%	11.9%
51	1.8%	1.2%	31.2%
52	2.1%	1.6%	25.3%
1	2.7%	1.6%	42.0%
2	2.0%	1.3%	35.6%
3	2.1%	1.5%	28.6%
Semana Santa	2.1%	2.0%	2.6%

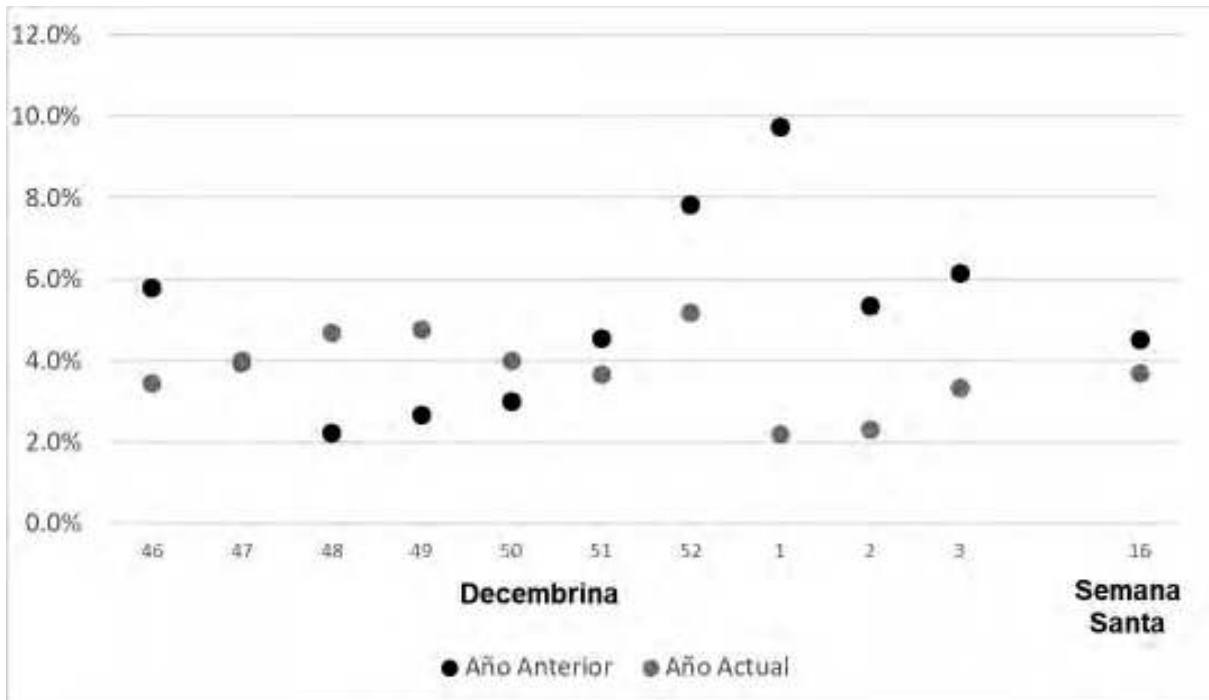
Tabla 5.2 Mejoría del porcentaje de abasto comparado con el año anterior.



Gráfica 5 Comparativa porcentaje de desabasto.

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En el indicador de porcentaje de venta perdida, Graficamos las 2 temporadas contra su año anterior. La Gráfica 6 nos muestra los resultados (Fuente de información BI empresarial ver anexo 2).



Gráfica 6 Comparativa del porcentaje de venta perdida.

Podemos observar que de las 11 semanas que se implementó el modelo en 4 de ellas el modelo quedó por encima del resultado del año anterior. En general al evaluar cada temporada obtenemos un resultado de mejora (Tabla 5.3). En lo que respecta a la evaluación de la venta perdida ayuda a respaldar que la investigación cumple con la hipótesis planteada.

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Temporada/Semana	Anterior	Actual	% Mejora
Decembrina	5.0%	3.8%	23.9%
46	5.8%	3.5%	40.3%
47	4.0%	4.0%	0.8%
48	2.2%	4.7%	110.8%
49	2.7%	4.8%	78.2%
50	3.0%	4.0%	32.8%
51	4.6%	3.7%	19.2%
52	7.9%	5.2%	34.0%
1	9.8%	2.2%	77.2%
2	5.4%	2.3%	57.0%
3	6.2%	3.3%	45.9%

Semana Santa	4.5%	3.7%	18.2%
---------------------	-------------	-------------	--------------

Tabla 5.3 Comparativa de mejora del porcentaje de venta perdida.

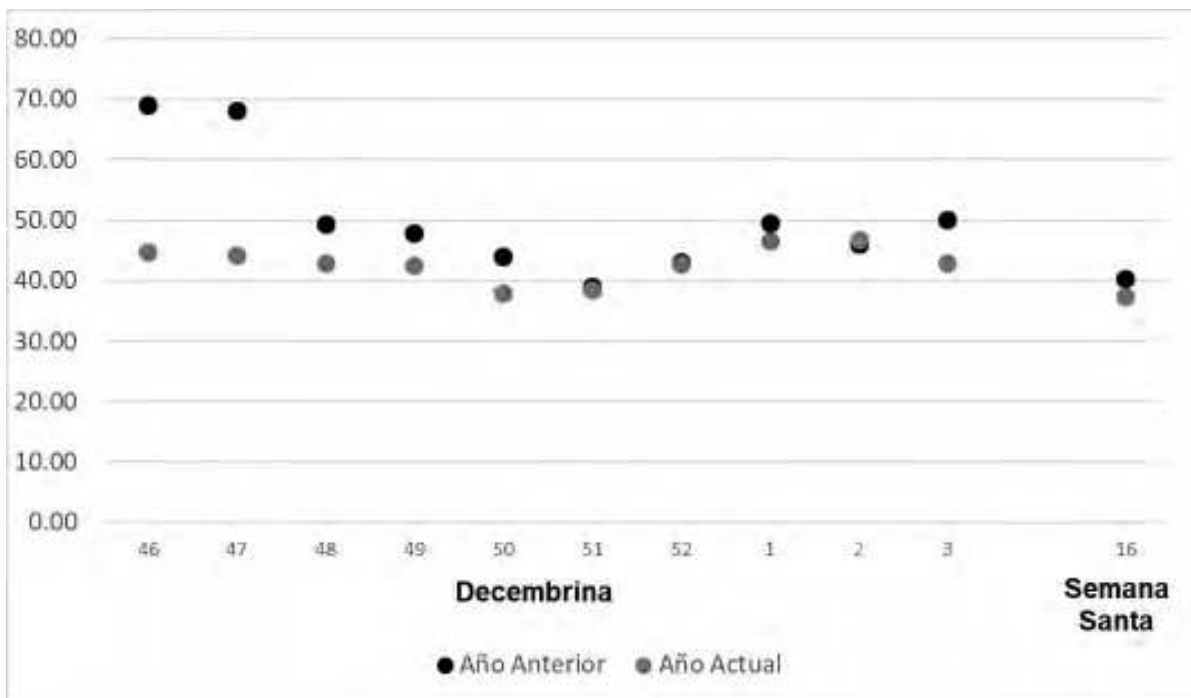
Por último, el indicador de días de inventario es uno de los más importantes de la compañía ya que afecta directamente en las finanzas de las mismas, observando el resultado de la implementación con respecto al año anterior se obtiene una mejoraría, en la tabla 5.4 se muestra el dato de real de lo que se redujo en inventario.

Temporada/Semana	Anterior	Actual	% Mejora
Decembrina	48.20	42.22	12.4%
Semana Santa	40.4	37.3	7.5%

Tabla 5.4 comparativa Días de inventario

En la gráfica 7 (Fuente de información BI empresarial ver anexo 2) se observan los resultados semana tras semana del indicador, por lo que ayuda ratifican que el modelo cumple satisfactoriamente con el objetivo de la investigación.

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS



Gráfica 7 Días de inventario 2017 y 2018..

Con la evaluación de los indicadores concluimos que el modelo aplicado cumple con la hipótesis planteada de minimizar el error de la predicción contra el comportamiento real de la demanda.

5.2 Recomendaciones

Se recomienda seguir utilizando el modelo las próximas temporadas para seguir midiendo los indicadores y analizar su comportamiento, lo cual haría que se siguiera robusteciendo. Otra aplicación que se le puede dar al documento es implementarlo para cualquier cálculo de pronósticos no únicamente en una temporada, hacer las adecuaciones necesarias para aplicarse a otros giros o empresas.

5.3 Trabajos futuros

Gracias a que el modelo es aplicable a cualquier área que genera predicciones se podría probar en cualquier giro de negocio. Sería interesante implementarlo en un negocio de comida para ver si el agregar otra variable de caducidad se obtienen los mismos resultados,

6. REFERENCIAS

Acar, Y. and Gardner, E.S., 2012. Forecasting method selection in a global supply chain. *International Journal of Forecasting*, [online] 28(4), pp.842–848. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.11.003>>.

Agrawal, N. and A. Smith, S., 2013. Optimal inventory management for a retail chain with diverse store demands. *European Journal of Operational Research*, 225, pp.393–403.

Athanasopoulos, G., Hyndman, R.J., Kourentzes, N. and Petropoulos, F., 2017. Forecasting with temporal hierarchies. *European Journal of Operational Research*, 262(1), pp.60–74.

Aye, G.C., Balcilar, M., Gupta, R. and Majumdar, A., 2013. Department of Economics Forecasting Aggregate Retail Sales: The Case of South. [online] (February), p.1. Available at: <http://www.up.ac.za/media/shared/Legacy/sitefiles/file/40/677/wp_2013_12.pdf>.

Babai, M.Z., Ali, M.M. and Nikolopoulos, K., 2012. Impact of temporal aggregation on stock control performance of intermittent demand estimators: Empirical analysis. *Omega*, [online] 40(6), pp.713–721. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2011.09.004>>.

Ballou, R., 2004. *Logística. Administración de la cadena de suministro. Quinta edición. Logística. Adm. la cadena Suminist.*

Barrow, D.K. and Kourentzes, N., 2016. Distributions of forecasting errors of forecast combinations: Implications for inventory management. *International Journal of Production Economics*, 177, pp.24–33.

Chopra, S. and Meindl, P., 2008. *Administración de la cadena de suministro - Estrategia, Planeación y Operación.*

Corres, G., Passoni, L.I., Zárate, C. and Esteban, A., 2014. VENTAS. pp.113–134.

Ehrental, J.C.F., Honhon, D. and Van Woensel, T., 2014. Demand seasonality in retail inventory management. *European Journal of Operational Research*, 238(2), pp.527–539.

Fildes, R., Nikolopoulos, K., Crone, S.F. and Syntetos, A.A., 2008. Forecasting and operational research: a review. *Journal of the Operational Research Society*, [online] 59(9), pp.1150–1172. Available at: <<https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602597>>.

Georgiadis, G. and Rajaram, K., 2013. Uncertainty. 22(5), pp.1200–1213.

Green, K.C., Armstrong, J.S., Armstrong, A.K.A., Berman, R., Boylan, J.E., Fader, P.,

Fildes, R., Goodwin, P., Gorr, W., Graefe, A., Hogarth, R.M., Luo, X., Stern, P., Syntetos, A., Bulte, C. Van Den and Wright, M., 2015. Simple versus complex forecasting: The evidence. (January).

Hezarkhani, B., Slikker, M. and Van Woensel, T., 2018. Collaborative replenishment in the presence of intermediaries. *European Journal of Operational Research*, 266(1), pp.135–146.

Huber, J., Gossmann, A. and Stuckenschmidt, H., 2017. Cluster-based hierarchical demand forecasting for perishable goods. *Expert Systems with Applications*, 76, pp.140–151.

Jaipuria, S. and Mahapatra, S.S., 2014. An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains. *Expert Systems with Applications*, [online] 41(5), pp.2395–2408. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.038>>.

Kolsarici, C. and Vakratsas, D., 2015. Correcting for Misspecification in Parameter Dynamics to Improve Forecast Accuracy with Adaptively Estimated Models. *Management Science*, [online] 61(10), pp.2495–2513. Available at: <<https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.2027>>.

Kourentzes, N., Petropoulos, F. and Trapero, J.R., 2014. Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. *International Journal of Forecasting*, [online] 30(2), pp.291–302. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.09.006>>.

Kourentzes, N., Rostami-Tabar, B. and Barrow, D.K., 2017. Demand forecasting by temporal aggregation: Using optimal or multiple aggregation levels? *Journal of Business Research*, 78(October 2016), pp.1–9.

Lapide, L., 2004. *Sales and operations planning part I: The process*. *Journal of Business Forecasting Methods and Systems*, .

Ma, S., Fildes, R. and Huang, T., 2016. Demand forecasting with high dimensional data: The case of SKU retail sales forecasting with intra- and inter-category promotional information. *European Journal of Operational Research*, [online] 249(1), pp.245–257. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.08.029>>.

Maguiña, O., 2016. El Método de Pronóstico Holt-Winters. [online] pp.1–12. Available at: <<https://administration21.files.wordpress.com/2017/01/pronc3b3sticos-holt-winters-omr-nov2016.pdf>>.

Merino, M. and Ramirez-Nafarrate, A., 2016. Estimation of retail sales under competitive location in Mexico. *Journal of Business Research*, [online] 69(2), pp.445–451. Available at: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296315002817>>.

Miyaoka, J. and Hausman, W.H., 2008. How Improved Forecasts Can Degrade

Decentralized Supply Chains. *Manufacturing & Service Operations Management*, [online] 10(3), pp.547–562. Available at: <<https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/msom.1070.0181>>.

Nikolopoulos, K., Syntetos, A.A., Boylan, J.E., Petropoulos, F. and Assimakopoulos, V., 2011. An aggregate-disaggregate intermittent demand approach (ADIDA) to forecasting: An empirical proposition and analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 62(3), pp.544–554.

Pennings, C.L.P. and van Dalen, J., 2017. Integrated hierarchical forecasting. *European Journal of Operational Research*, 263(2), pp.412–418.

Sagaert, Y., Aghezzaf, E.-H., Kourentzes, N. and Desmet, B., 2017. Temporal Big Data for Tire Industry Tactical Sales Forecasting. *Interfaces*.

Sepúlveda-Rojas, J.P., Rojas, F., Valdés-González, H. and Martín, M.S., 2015. Forecasting models selection mechanism for supply chain demand estimation. *Procedia Computer Science*, [online] 55(I tqm), pp.1060–1068. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.068>>.

Silberschatz, A., Korth, H.F. and Sudarshan, S., 2002. *Fundamentos de bases de datos*. Victoria.

Stock, J.R. and Boyer, S.L., 2009. Developing a consensus definition of supply chain management: a qualitative study. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, [online] 39(8), pp.690–711. Available at: <<https://doi.org/10.1108/09600030910996323>>.

Syntetos, A.A., Babai, Z., Boylan, J.E., Kolassa, S. and Nikolopoulos, K., 2016. Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. *European Journal of Operational Research*, 252(1), pp.1–26.

Syntetos, A.A., Zied Babai, M. and Gardner, E.S., 2015. Forecasting intermittent inventory demands: Simple parametric methods vs. bootstrapping. *Journal of Business Research*, [online] 68(8), pp.1746–1752. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.034>>.

Trapero, J.R., Kourentzes, N. and Fildes, R., 2012. Impact of information exchange on supplier forecasting performance. *Omega*, [online] 40(6), pp.738–747. Available at: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048311001447>>.

Warren Liao, T. and Chang, P.C., 2010. Impacts of forecast, inventory policy, and lead time on supply chain inventoryA numerical study. *International Journal of Production Economics*, [online] 128(2), pp.527–537. Available at: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.002>>.

7. ANEXOS

7.1 Anexo 1

Copia de pantalla de inicio del BI empresarial:



7.2 Anexo 2

Pantalla donde se descarga la información de Venta Perdida, desabasto y días de inventarios.

