



**MAESTRIA EN GESTIÓN
ESTRATÉGICA DE CADENAS DE
SUMINISTRO**

**IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO DE PRONÓSTICO DE LA
DEMANDA Y SISTEMA DE CONTROL DE INVENTARIO PARA
UNA EMPRESA DEL SECTOR RETAIL DEPORTIVO.**

AUTORA: Katherin Elizabeth Chacón Buenaño.

TUTOR: Magister Santiago Jácome

NOVIEMBRE 2021

CERTIFICACIÓN

Yo, Katherin Elizabeth Chacón Buenaño declaro que soy el autor exclusivo de la presente investigación y que ésta es original, auténtica y personal. Todo los efectos académicos y legales que se desprendan de la presente investigación serán de mi sola y exclusiva responsabilidad.

Cedo mis derechos de propiedad intelectual a la Universidad Internacional del Ecuador (UIDE), según lo establecido en la Ley de Propiedad Intelectual, reglamento y leyes.



Katherin Elizabeth Chacón Buenaño

Yo, Santiago Jácome, declaro que, personalmente conozco que el graduando: Katherin Elizabeth Chacón Buenaño es el autor exclusivo de la presente investigación y que ésta es original, auténtica y personal suyo.



Mg. Santiago Jácome

AGRADECIMIENTO

Agradezco a la gente que confió en mí, que me desafió constantemente para ser mejor, a quién me impulso a dar pasos cada vez más grandes; agradezco cada momento vivido tanto en lo profesional como personal y principalmente a las personas que formaron parte de esto; a Dios por abrirme los ojos, a mis padres que siempre están presentes por enseñarme que, con la lucha constante, la humildad, paciencia y buen corazón las bendiciones llegan, a mis hermanos por su apoyo, a mi esposo y mi hija por su paciencia y por creer en mí; a mis mentores en el ámbito profesional al Ing. Carlos Rueda y al Mg. Luis Nicolalde por impulsarme, por impartir todos sus conocimientos sin egoísmo, confiar, haberme dado la oportunidad de ser parte de su equipo y por permitirme crecer; y también a quien me ayudo a culminar esta meta un gran persona, docente y profesional Mg. Santiago Jácome gracias.

DEDICATORIA

A Dios y mi familia, el pilar más importante en mi vida.

Tabla de contenido

CERTIFICACIÓN	ii
AGRADECIMIENTO	iii
DEDICATORIA	iv
Lista de Figuras	vii
Lista de Tablas	viii
RESUMEN	ix
ABSTRACT	x
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	1
1.1.2 Propósito del Estudio	4
1.1.4 Naturaleza del Estudio	5
1.1.5 Preguntas de Investigación	6
1.1.6 Limitaciones	6
1.1.7 Delimitaciones	6
1.2 Objetivo del Trabajo	7
CAPÍTULO 2: REVISIÓN DE LA LITERATURA	8
2.2 Modelo de gestión de la demanda	9
2.2.1 Planear la demanda	11
2.2.3 El pronóstico	13
2.2.3.1 Definición del Problema	16
Nivel de agregación y estructura Jerárquica	16
2.2.3.2 Horizonte del pronóstico	18
2.2.3.3 Recolección de datos	19
2.2.3.5 Validación del modelo	23
2.2.3.6 Despliegue del pronóstico	25
2.2.3.7 Monitoreo del modelo de pronóstico	25
2.3 Inventario	26
2.3.1 Tipos de inventario	28
2.3.2 La gestión del Inventario	29
2.3.2.1 Inventario de seguridad	29
2.3.2.2 Medir la incertidumbre de la demanda	29
2.3.2.3 Medición de la disponibilidad del producto	30
2.3.2.4 Políticas de reabastecimiento	31

2.3.2.4.1 Revisión periódica	31
2.3.2.5 Estimación y administración del Inventario de seguridad	33
2.3.2.6 Nivel de servicio óptimo para artículos estacionales.....	34
CAPITULO 3: DEFINICIÓN DEL MODELO.....	35
3.1 Jerarquía de producto	35
3.2 Horizonte del pronóstico.....	41
3.3 Datos disponibles	42
3.4 Análisis de datos y método de pronóstico	47
3.4.1 Análisis calzado	47
3.4.2 Análisis Ropa	49
3.4.3 Análisis Accesorios	50
3.5 Selección del modelo	51
3.5.1 MÉTODO1 HOLTWINTERS – no considera tendencia	53
3.5.2 MÉTODO2 HOLTWINTERS	55
3.5.3 METODO3 BATS.....	57
3.5.4 METODO4 ETS	59
3.6 Calculo de Stock de seguridad y política de reabastecimiento.....	60
CAPÍTULO 4 RESULTADOS	64
CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	71
5.1 Conclusiones.....	71
5.2 Recomendaciones	72
Anexo 1 Códigos en R.....	74
REFERENCIA.....	96

Lista de Figuras

Figura 1 Procesos de la cadena de suministro	9
Figura 2 Elementos de la gestión de la demanda	10
Figura 3 Funciones involucradas en el plan de demanda	12
Figura 4 Información requerida para la elaboración del plan de demanda.....	13
Figura 5 Proceso del pronóstico.....	16
Figura 6 Métodos de pronóstico	19
Figura 7 Métodos de series de tiempo	22
Figura 8 Flujo de los procesos internos dentro de la cadena de suministro.....	27
Figura 9 Jerarquía artículos de la Compañía	36
Figura 10 Método Bottom-up Accesorios.	36
Figura 11 Método Top-Down calzado y ropa.....	37
Figura 12 Temporadas Marca “X”	41
Figura 13 Temporadas de compra y meses de venta.....	42
Figura 14 Horizonte de 18 meses.....	42
Figura 15 Venta en unidades Calzado	43
Figura 16 Venta en unidades Ropa	43
Figura 17 Venta en unidades Accesorios	44
Figura 18 Ventas calzado 2016-2018	48
Figura 19 Componentes Calzado.....	48
Figura 20 Ventas Ropa 2016-2018	49
Figura 21 Componentes Ropa	50
Figura 22 Componentes Accesorios	51
Figura 23 Outliers Calzado R	52
Figura 24 Figura Venta real y pronostico Método 1	53
Figura 25 Figura Pronostico Calzado Método 1	54
Figura 26 Venta real y pronostico Método 2	55
Figura 27 Figura Pronostico Calzado Método 2	56
Figura 28 Figura Venta real y pronostico Método 3	57
Figura 29 Venta real y pronostico Método 4	59
Figura 30 Gráfico comparativo demanda real vs Métodos de pronóstico Calzado	67
Figura 31 comparativo demanda real vs Métodos de pronóstico Calzado correr hombre	68

Lista de Tablas

Tabla 1. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018 Calzado.....	38
Tabla 2. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018 Ropa	39
Tabla 3. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018	40
Tabla 4 Nivel datos Calzado/Ropa.....	45
Tabla 5 Nivel de datos accesorios	46
Tabla 6 Análisis descriptivo de la Serie de tiempo-calzado.....	52
Tabla 7 Datos calzado.....	53
Tabla 8 Tabla Datos Pronóstico método 1 calzado	54
Tabla 9 Tabla Datos Pronóstico método 1 calzado	55
Tabla 10 Tabla Medidas de error Método1 calzado	55
Tabla 11 Datos Pronóstico Método 2 calzado.....	56
Tabla 12 Medidas de error Método 2 calzado	57
Tabla 13 Tabla Parámetros de Suavizamiento Método 2 calzado	57
Tabla 14 Datos Pronóstico Método 3 calzado.....	58
Tabla 15 Medidas de error Método 3 calzado	58
Tabla 16 Tabla Parámetros Método 3 calzado.....	58
Tabla 17 Datos Pronóstico Método 4 calzado.....	59
Tabla 18 Medidas de error Método 4 calzado	60
Tabla 19 Tabla Parámetros Método 4 calzado.....	60
Tabla 20 Pronóstico de demanda de la Categoría Correr ene-2019 a jun-2020.....	61
Tabla 21 demanda Calzado Correr hombre dividido por Q	62
Tabla 22 Cálculo Nivel de servicio Calzado Correr Hombre	62
Tabla 23 calculo Inventario de seguridad por Q1-Calzado Correr Hombre	63
Tabla 24 Medición del desempeño de pronóstico – Calzado	64
Tabla 25 Resultados método seleccionado a nivel de grupo (calzado)	64
Tabla 26 Resultados de la desagregación del pronóstico generado de manera agregada.....	65
Tabla 27 Cuadro comparativo Calzado.....	66
Tabla 28 Cuadro comparativo Calzado correr hombre	68
Tabla 29 Inventario de seguridad y pedidos por Q	69
Tabla 30 comparativo pedidos	70

RESUMEN

Este estudio busca encontrar un modelo de gestión de demanda e inventarios que permita a la empresa Superdeporte S.A. mejorar los pronósticos y así mantener el nivel de inventario adecuado, para de esta manera cumplir con las proyecciones de venta, generar mayores ingresos y utilidad, además de impulsar el crecimiento de las marcas que se encuentran en el portafolio; y así mantener las tiendas del grupo MARATHON SPORTS en el futuro.

A partir del estudio de casos similares de implementación de modelos de gestión de demanda e inventario se presentará los modelos adecuados al contexto de la realidad del grupo y finalmente se evaluarán los resultados de este estudio, que se espera muestren mejoras en los pronósticos y niveles de inventario.

Palabras clave: Gestión de demanda, Inventarios, pronóstico.

ABSTRACT

This study seeks to find a demand and inventory management model that allows the company Superdeporte S.A. improve forecasts therefore maintain the adequate inventory level, in order to meet sales projections, generate higher income and profit, as well as boost the growth of the portfolio brands; and thus maintain the stores of the MARATHON SPORTS group in the future.

From the study of similar cases of implementation of demand and inventory management models, the appropriate models will be presented to the context of the reality of the group and finally the results of this study will be evaluated, which is expected to show improvements in the forecasts and levels of Inventory.

Keywords: Demand management, Inventories, forecast.

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

1.1 Definición del problema

El crecimiento del sector de la industria deportiva adquirió nuevas dimensiones sin la ayuda del espectador de deportes, a través de la difusión de mantener un buen estado físico como un antídoto para el consumo excesivo de comida; en este sector la diversificación de producto ha sido el motor del crecimiento de muchas compañías que son especializadas en segmentos específicos de la industria de indumentaria deportiva (Desbordes, 2019).

La cadena de suministros para los productos deportivos ha tenido un crecimiento importante en las últimas décadas, la manufactura de muchos de estos era llevada a cabo por las marcas o cerca de sus oficinas matrices; en la actualidad la producción es subcontratada a fábricas que producen a menor costo ubicadas lejos de los lugares donde el producto es vendido; al mismo tiempo los distribuidores de estos artículos en cada territorio ayudan a las marcas a expandirse, así como las tiendas especializadas en artículos deportivos (Desbordes, 2019).

Las tiendas retail especializadas en artículos deportivos son un factor clave para este sector (Desbordes, 2019), En Ecuador el líder en tiendas especializadas de artículos deportivos es SUPERDEPORTE S.A que forma parte del grupo económico MARATHON SPORTS (SRI, 2019). Superdeporte S.A. fue fundada en la ciudad de Quito en marzo de 1999; la empresa se dedica al comercio de artículos deportivos como zapatos, ropa y accesorios; mediante la venta al detalle y venta al por mayor. Es líder en la comercialización de Indumentaria deportiva en Ecuador ofreciendo una variedad de

productos de marcas reconocidas a nivel mundial como Nike, Adidas, Under Armour, Puma entre otras, actualmente también distribuye marcas propias de la compañía.

La descripción de la actividad económica en la que esta categorizada la compañía es en la VENTA AL POR MENOR DE PRENDAS DE VESTIR Y PELETERÍA EN ESTABLECIMIENTOS ESPECIALIZADOS, después del año 2016 donde la empresa se desestabilizó por factores externos a la compañía, en el 2017 registra ingresos de 168 millones de dólares con una utilidad del 2%, ubicándose así en el puesto 87 en posición de ventas; para el año 2018 sus ingresos se incrementan a 200 mil millones de dólares con una utilidad del 2% y en la posición 72 en ventas (EKOS, 2018).

La compañía cuenta con más de 100 puntos de venta a nivel nacional con diferentes conceptos bajo el nombre de Marathon Sports, Outlets y Bodegas deportivas; cabe mencionar que al terminar el año 2019 la compañía subió su posicionamiento y recibió gran exposición mediática al auspiciar a la federación de Árbitros en la Copa América, el torneo de fútbol más importante en América Latina.

El Grupo Marathon es una empresa sólida con más de 20 marcas en su portafolio, establecer un modelo que se ajuste a la realidad de la compañía tanto para pronósticos como para inventarios podría corregir los desfases que se producen en la cadena de suministro; ya que existe exceso de inventario en productos que no se necesitan y quiebres de Inventario en producto indispensable para generar venta, este desfase obstaculiza el crecimiento de cualquier marca en particular dentro del grupo además de reducir el nivel de servicio que se ofrece.

Actualmente la compañía no cuenta con un modelo específico de pronóstico e inventario que permita tener un plan de demanda adecuado; por lo que manejar una gran cantidad de data puede llegar a que existan errores y desfases en la cadena.

Lo que pretende este estudio es encontrar un modelo de pronóstico de demanda e inventario que se adapte a la realidad de la empresa y minimice los errores que se comenten al no contar con un modelo que les permita manejar una gran cantidad de datos.

Para ello en el estudio se abordará la gestión de la demanda, que es un proceso que sincroniza el abastecimiento y los planes de demanda de la compañía; de manera específica se analizará el modelo de pronóstico de demanda y sistema de control de inventario los mismos que para este caso de estudio estarán enfocados en el nivel táctico (APICS, 2018); tener un pronóstico adecuado con alto porcentaje de cumplimiento permitirá mejorar los niveles de inventario para satisfacer la demanda de los clientes, y al mismo tiempo reducir el costo de compra y el costo de mantenimiento del mismo; un pronóstico correcto es esencial para que una compañía sobreviva y crezca (Thomopoulos, N. T. ,2015).

1.1.1 Enunciado el problema

En el mercado Ecuatoriano, la competencia directa de Marathon Sports es KAO; cabe indicar que la industria retail de Moda ha incursionado en sus tiendas con categorías deportivas tal es el caso de ETAFASHION y DE PRATI donde la exhibición de estos productos es cada vez mayor; es por ello que es necesario mantener el nivel de servicio adecuado para que la empresa pueda hacer frente a los constantes cambios; más aún en marcas que están integradas verticalmente donde se controla la cadena de suministro desde el principio hasta el final.

La empresa se enfrenta a desfases en el inventario en ciertos productos por lo que se puede decir que la falta de oferta adecuada en los puntos de venta puede provocar que se abran puertas a la competencia; esta situación puede mejorar en el futuro mediante la implementación de un modelo de pronóstico de demanda y un sistema de control de inventario. En el país no existen estudios similares sobre la aplicación de los modelos en la Industria de indumentaria deportiva; por otro lado, existen estudios similares de implementación en la Industria Retail a nivel internacional que puede servir como base y guía para el presente caso.

1.1.2 Propósito del Estudio

El presente estudio tiene un enfoque cualitativo y propósito descriptivo, que pretende encontrar el modelo pronóstico de demanda e Inventario adecuado para implementar en la industria de retail deportivo, con el objeto de gestionar de mejor manera el producto y de esta manera reducir los gastos innecesarios, aumentar el ahorro a nivel operativo y lograr mayor efectividad en el desarrollo de los planes de la demanda a través de los siguientes puntos:

1. Análisis de la situación actual de la compañía.
2. Análisis y revisión de estudios similares.
3. Investigación y análisis del modelo a utilizar que permita solucionar el problema actual.
4. Descripción y demostración de la eficiencia del modelo a utilizar.

1.1.3 Significancia del problema

Las empresas del sector privado en el periodo 2018-2019 en promedio generan el 83% del empleo a nivel nacional; La actividad económica de comercio del que la empresa en estudio forma parte, tiene en el año 2019 la participación en el empleo del 18.5% (INEC, 2019). De igual manera, La tasa de empleo adecuado pleno la rama de actividad de comercio es la que genera la mayor participación de empleados adecuados/pleno con un 16,5% en el 2019 (INEC, 2019).

La contribución del sector del que forma parte la compañía es significativa, lo que implica que es necesario mantener a la empresa de manera sostenible actualmente en la compañía cuenta con cerca de 3000 empleados.

1.1.4 Naturaleza del Estudio

El presente estudio utiliza un enfoque cualitativo con propósito descriptivo utilizando estrategias de revisión bibliográfica que permita encontrar el modelo de pronóstico de demanda e inventario adecuado que podría ser utilizado. El método cualitativo se orienta a profundizar casos específicos. La preocupación de este método no es prioritariamente medir, sino cualificar y describir el fenómeno social a partir de rasgos y hechos determinantes, la Investigación cualitativa busca conceptualizar sobre la realidad, con base en la información obtenida de la población (César, 2006).

Con el método cualitativo se pretende realizar un análisis de contenido para la descripción objetiva, sistemática y cuantitativa del contenido con el fin de interpretarlas; su objetivo es el observar y reconocer el significado de los elementos que conforman los documentos (López, N., & Sandoval, 2016).

1.1.5 Preguntas de Investigación

Este estudio tiene como objetivo principal encontrar el modelo adecuado a utilizar para la futura implementación en Superdeporte S.A., con el estudio se busca responder las siguientes preguntas:

(a) ¿Cuál es la situación actual de la empresa Superdeporte S.A.?; (b) ¿Qué estudios similares sobre aplicación de modelos de pronóstico de demanda e inventarios existen?; (c) ¿Qué modelo permite solucionar el problema actual de la empresa?; (d) ¿Cuál es el modelo adecuado que se podría implementar en la empresa Superdeporte S.A.?

1.1.6 Limitaciones

Este estudio tiene las siguientes limitaciones: (a) el estudio no es generalizable para todo el sector retail; (b) la evaluación del modelo a utilizar depende de la calidad de la data proporcionada; (c) el modelo puede no funcionar, ya que los estudios similares a ser tomados como referencia son de empresas internacionales que tienen otra realidad

1.1.7 Delimitaciones

Las delimitaciones de la presente investigación son: (a) el presente estudio está enfocado a un retail de indumentaria deportiva; (b) el enfoque para la implementación está centrado únicamente en una marca de más de 20 con las que cuenta el Grupo.

1.2 Objetivo del Trabajo

1.2.1 Objetivo general

Implementar un modelo de pronóstico de demanda e inventario en la empresa Superdeporte S.A.

1.2.2 Objetivo específico

1. Analizar la situación actual de la empresa Superdeporte S.A.
2. Encontrar estudios similares sobre implementación de modelo de pronóstico de la demanda e inventarios.
3. Encontrar el modelo que permita solucionar el problema actual de la empresa.
4. Demostrar que el modelo encontrado para solucionar el problema funciona.

CAPÍTULO 2: REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1 Cadena de Suministro

Las compañías que operan sus propias tiendas se dice que sus cadenas de suministro están integradas verticalmente, la integración hacia atrás se ha vuelto una necesidad para los retailers ya que ayudan a cumplir con los márgenes deseados, y a mantenerse competitivos con respecto a la competencia (Ayers, J. B., & Odegaard, M. A. ,2017); parte de esto la importancia de mencionar que una cadena de suministros no funcionaría si los participantes dentro de esta no reaccionan inmediatamente a los cambios (Mendes, 2011), para realizarlo necesitan una visualización previa de lo que podría pasar; y de esta manera tener el producto en el tiempo, cantidad y calidad adecuados para el consumidor (Avelar-Sosa & Maldonado 2019);

Un modelo de gestión de la demanda e inventario en las compañías impulsa a las empresas a comprender mejor a sus clientes y sus mercados (Crum, C., & Palmatier, G. E. ,2003). Un modelo de Optimización de Inventario permitirá a cualquier compañía tener el producto disponible en el tiempo correcto, en la cantidad requerida y minimizará el costo total del Inventario. Este sistema para que funcione debe integrar tres factores; la frecuencia en la que debe realizarse la revisión de Inventario; el tiempo; es decir cuándo debe realizarse una orden de reposición y el tamaño de la orden. (Shenoy, D., & Rosas, R. ,2018)

Un desfase en el inventario puede transformarse en un bajo nivel de servicio (Sharma, 2017) tanto por excesos de Inventario que causa aumento en los costos de almacenamiento, la obsolescencia del producto, y su deterioro; de la misma manera en quiebres de Inventario por las ventas pérdidas generadas a causa de esto (Thomopoulos, N. T. ,2015) , es por ello que es importante tener un pronóstico de la demanda adecuado

con el menor error ya que de este dependen las decisiones de varios procesos dentro de la compañía (Avelar-Sosa & Maldonado 2019) entre estos las decisiones sobre los niveles de inventario, frecuencia y tiempo.

La cadena de suministro está compuesta por tres procesos macro, Figura 1. Todas las actividades de la cadena de suministro pertenecen a uno de estos tres procesos; la planeación de la demanda se encuentra en la administración de la cadena de suministro interna (ISCM) donde se encuentran todos los procesos internos de la empresa; cabe indicar que para que la cadena de suministro de la empresa funcione, no solamente es necesario realizar mejoras y correcciones en un macro proceso, la integración de los tres es crucial para una administración exitosa de la cadena de suministro (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016).



Figura 1 Procesos de la cadena de suministro

Adaptado de Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,(2016). Supply chain management: strategy, planning, and operation. Boston, MA: Pearson.

2.2 Modelo de gestión de la demanda

Se puede lograr una integración apropiada de la demanda y abastecimiento principalmente si se hace uso adecuado de la tecnología, información y sistemas; de esta

manera los retailers llegarán a entregar un mejor servicio a sus clientes, siempre tomando en cuenta que para que esto funcione debe existir un balance entre el costo y el nivel de servicio; las consecuencias de no hacerlo pueden llevar a la compañía a no satisfacer la demanda o al aumento de costos incensarios (Fernie, J., & Sparks, L., 2004).

Por esta razón es necesario que la empresa cuente con modelo de gestión de la demanda formal, estructurado y rutinario en el que todos los elementos de la gestión de la demanda operen 1. Planear 2. Comunicar 3. Influenciar 4. Gestionar y priorizar (Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G.,2003); este proceso debe tener el control del futuro creando demanda, influenciando a los clientes y el mercado además de responder a los cambios en el mismo, es el que sincroniza el abastecimiento y los planes de demanda de la compañía.

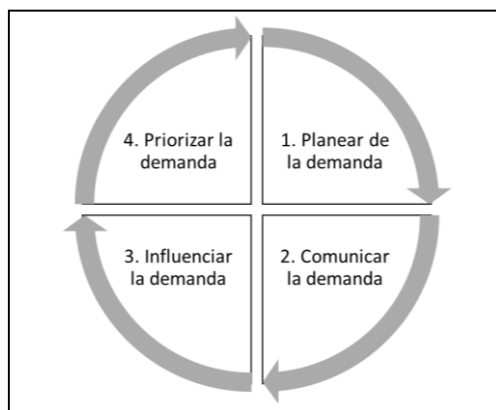


Figura 2 Elementos de la gestión de la demanda

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Esta gestión es necesaria en cada nivel en el que el abastecimiento y demanda es generado; ya sea a nivel operativo, táctico o estratégico; para el presente estudio la

gestión de la demanda a analizar está enfocada en el nivel táctico que es donde se realiza una previsión de la demanda agregada a mediano plazo con la planificación de ventas y operaciones (APICS, 2018).

2.2.1 Planear la demanda

De acuerdo al modelo de Gestión de la demanda presentada, el primer punto es realizar el plan de demanda; este proceso implica planificar la demanda de los productos para abastecer el mercado al menos por 18 meses es decir a un mediano plazo; el utilizar este horizonte permite tener suficiente tiempo para tomar acciones en el caso que la demanda no genere lo que estaba previsto en el plan de negocio de la compañía o para actuar si la demanda excede la capacidad de abastecimiento (Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G. ,2003).; planificar implica actualizar los planes de producto, marca, marketing y ventas además de incluir los supuestos que pueden variar de acuerdo al comportamiento del mercado y llegar a un plan de demanda consensuado y actualizado. (Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G. ,2003).

Planificar involucra tomar las siguientes decisiones: Programar el uso del recurso existente, es decir, decidir la mejor manera de utilizar los recursos en este caso del inventario, transporte, instalaciones y capital. Determinar futuras necesidades de los recursos que puede depender de nuevas oportunidades de mercado, nueva tecnología, nuevos productos y competencia. Adquirir nuevos recursos para ampliar instalaciones, adquirir nuevas tecnologías, expandirse a nuevas ubicaciones; es por esta razón que los planes deben realizarse con mayor anticipación. (Sanders, Nada, 2015)

Para la correcta ejecución del plan de demanda, el mismo debe estar influenciado por el pronóstico, por la información de producto, marketing, ventas y planificación de la demanda; además se debe tomar en cuenta los planes y estrategias de negocio (Crum, C., & Palmatier, G. E. ,2003) como se observa en la Figura 3.



Figura 3 Funciones involucradas en el plan de demanda

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

La participación de las funciones indicadas en la figura 3 tiene que ser un proceso rutinario para lograr tener de ellos la información necesaria Figura 4 y así una mayor precisión del pronóstico, e impulsar la reducción de inventario y aumentar la rotación de producto. (Crum, C., & Palmatier, G. E. ,2003).

FUNCIONES	INFORMACIÓN
VENTAS	Planes del cliente Planes individuales de los vendedores Planes de venta regionales Estrategia de ventas Planes de incentivo
MARKETING	Plan de mercado Planes del canal Planes de promoción Planes de precio Monitoreo de indicadores económicos Análisis y monitoreo del negocio Análisis de la competencia
PRODUCTO/ MARCA	Desarrollo de producto Planes de lanzamiento de producto Planes de salida de producto Ciclos de producto Planes de precio del producto Planes de marca y categorías Tácticas del producto de la competencia

Figura 4 Información requerida para la elaboración del plan de demanda

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

En los negocios comúnmente se confunde el planeamiento con pronosticar, el plan es lo que se va hacer y las acciones que se toman para llegar a cumplir el pronóstico, los planes de demanda requieren organizar recursos y prepararse para el futuro. (Sanders, Nada. 2015.). Dentro de este proceso se involucra la elaboración del pronóstico el cual se toma como base para realizar el plan de demanda, este proceso es el más largo del modelo (APICS, 2018); que para efecto del estudio se abordará en detalle. El producto final de este proceso se comparte con el área de abastecimiento y finanzas para la sincronización y conciliación del plan y a su vez aprobación para su ejecución. (Crum, C., & Palmatier, G. E. ,2003).

2.2.3 El pronóstico

El pronóstico pretende predecir las ventas futuras de los productos para que se puedan tomar decisiones sobre la producción, transporte, personal, compras u otros recursos necesarios para el negocio. (Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. , 2018); estos son creados por modelos estadísticos o por juicio humano.

La mayoría de herramientas estadísticas para pronósticos usan algoritmos matemáticos para determinar patrones y tendencias de la demanda pasada, extrapolando esos resultados en las proyecciones de la demanda futura ; los métodos de pronóstico de las series de tiempo predicen con mayor exactitud cuando los patrones y tendencias se repiten constantemente y no hay grandes variaciones en comparación a la demanda pasada; para pronosticar con mayor precisión las variaciones de la demanda los métodos deben utilizar al menos de 24 a 36 periodos de data histórica en los que se debe basar para poder pronosticar (Crum, Colleen).

Todas las decisiones que una compañía toma son en base al futuro es por ello que se debe hacer el uso de un pronóstico y asegurar que su ejecución sea la correcta (Kolassa, S., & Siemsen, E., 2015)

Se debe tomar en cuenta que un pronóstico es efectivo en la organización siempre que se tomen en cuenta los siguientes puntos:

1. Entender el objetivo de realizar el pronóstico, se debe tener claro que los pronósticos se realizan con el fin de que todas las partes que se encuentren involucradas en la cadena vayan en la misma dirección y de esta manera se puedan evitar fallas que pueden afectar el desempeño de un producto o marca.
2. La integración de la planeación de la demanda con el pronóstico en la cadena de suministro, todas las actividades a realizarse a lo largo de la cadena de suministro deben estar asociadas con el pronóstico para que exista congruencia en el desarrollo de las actividades de cada una de las partes.

3. Identificar los factores que influyen la demanda; es importante no solo tener la data de la demanda pasada; la mejor herramienta a favor es entenderla para que los pronósticos puedan ser más exactos.
4. La correcta agregación de los pronósticos.
5. Establecer el comportamiento y el error que puede tener el pronóstico; es importante mantener indicadores que puedan medir el desempeño del pronóstico para que de esta manera se pueda ir ajustando el método para lograr mayor exactitud en el mismo. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V., 2016)

Existen algunas herramientas para la elaboración de pronósticos, Excel como primera alternativa indudablemente es un software ampliamente disponible y fácil de usar; sin embargo, puede permitir inexactitudes de análisis estadístico y funciones; además de solo permitir análisis de una cantidad limitada de series de tiempo y puede requerir codificación, así como la entrada manual de ciertas formulas; Excel es un buen complemento para realizar pronósticos pero no debe convertirse en una herramienta estándar para pronosticar en una compañía a largo plazo. (Kolassa, S., & Siemsen, E., 2015); una importante alternativa es el software libre R.

El proceso para realizar el pronóstico conecta una serie de actividades, estas actividades se muestran en la Figura 5. (Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M., 2015)

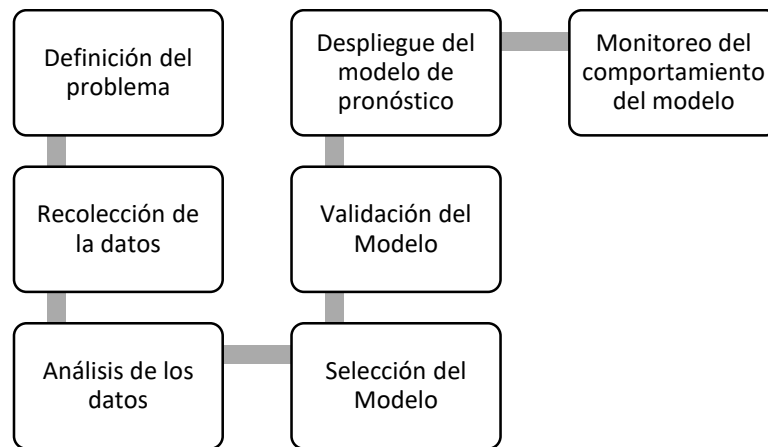


Figura 5 Proceso del pronóstico

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Dentro del proceso señalado, la primera actividad referente a la definición del problema involucra determinar el horizonte del pronóstico, conocer el lead time del proveedor, el nivel de agregación del pronóstico

2.2.3.1 Definición del Problema

Nivel de agregación y estructura Jerárquica

Cuando el portafolio de productos incluye un gran número de SKUs, una estrategia de planeamiento es asegurarse que todos los productos tienen un plan; una estrategia utilizada comúnmente es crear un pronóstico agregado por familia, por tipo de producto o categoría. (Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G. ,2003).

Los planes de demanda deben realizarse en lo posible sobre la base de pronósticos de volumen agregado, y a medida que el plan se vaya acercando al punto de abastecimiento se puede empezar a pensar sobre el mix de producto. (CHRISTOPHER,

M. I. , 2017); Se conoce que los pronósticos agregados suelen ser más precisos que los pronósticos desagregados (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016) y permiten a la compañía planear la capacidad y recursos que se necesitarán para comprar o producir el volumen requerido (CHRISTOPHER, M. I. , 2017); cuanto más desagregado sea el nivel del pronóstico, menos preciso será; en niveles más bajos normalmente hay una mayor variación lo que hace que un pronóstico preciso a nivel de SKU sea difícil de lograr que un pronóstico por marca preciso (Moon, Mark A, 2018).

Para efectos de control el plan de demanda a nivel de artículo debe ser gestionado y controlado diaria o semanalmente; El gerente de demanda y el gerente de suministro generalmente trabajan juntos para ajustar el plan de mix de productos. (Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G. ,2003).

Para realizar los pronósticos agregados es necesario reconocer los diferentes niveles en los cuales los productos son clasificados a esto se le llama Jerarquía de producto, (Bullard, Brittany y Brittany Bullard, 2016).

Para realizar pronósticos se pueden utilizar algunos métodos entre estos:

El método middle- out donde se escoge una línea media de la Jerarquía a partir de la que se desarrollarán los pronósticos de todas las series de tiempo, ya que como se menciona anteriormente la demanda agregada en un nivel medio de la jerarquía será menos disperso que en el nivel más bajo (Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen, 2015).

El método Bottom-up; toma la serie de tiempo desde el nivel línea de la Jerarquía desde donde se realiza el pronóstico de cada serie desagregada para luego agregar los pronósticos hasta el nivel deseado de agregación, sin pronosticar por separado en niveles más altos (Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen, 2015).

El método Top-Down; primero se realiza el pronóstico del nivel más alto de la jerarquía y luego se desagrega el pronóstico hasta el nivel más bajo que se requiera.

Existen varias formas de llegar a obtener los pronósticos de los niveles más bajos.

1. Desagregación por proporciones de la venta histórica.

En base a los datos históricos se obtiene la proporción de los niveles más bajos; dentro de este método se toma en cuenta todos los datos disponibles; este método asume que las proporciones de los datos históricos serán los mismos en el futuro.

2. Desagregación por las proporciones recientes

Este método se aplica cuando las proporciones varían constantemente, y toman en cuenta los datos más recientes.

3. Desagregación por proporciones del pronóstico

Este método pronostica el nivel más alto primero para luego pronosticar las series de tiempo del nivel más bajo y desglosar los pronósticos totales proporcionalmente a los pronósticos de nivel más bajo (Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen, 2015).

2.2.3.2 Horizonte del pronóstico

El horizonte del pronóstico está determinado por el lead time; es por esta razón que el horizonte va a variar entre empresas y dentro de ellas (Morlidge, Steve y Steve Player, 2010); el horizonte identifica con que anticipación al evento real se realiza el

pronóstico, el mismo que debe ser mayor o igual que el tiempo de espera de la decisión que impulsa el pronóstico.

Se conoce que un pronóstico continuo de 18 meses, actualizado cada trimestre, puede aumentar la visibilidad en un factor de tres sobre uno con un horizonte anual fijo (Morlidge, Steve, and Steve Player, 2010)

2.2.3.3 Recolección de datos

Para realizar el pronóstico es necesario recopilar los datos, esto que consiste en obtener los datos históricos de las variables que se van a pronosticar; Durante esta etapa, es útil planificar cómo se manejará los problemas de recopilación y almacenamiento de datos en el futuro para preservar la confiabilidad e integridad de los datos.

(Montgomery, Douglas C. y col, 2015)

2.2.3.4 Análisis de datos y método de pronóstico

Los métodos de pronóstico pueden ser divididos en dos, cualitativos y cuantitativos. Figura 6.

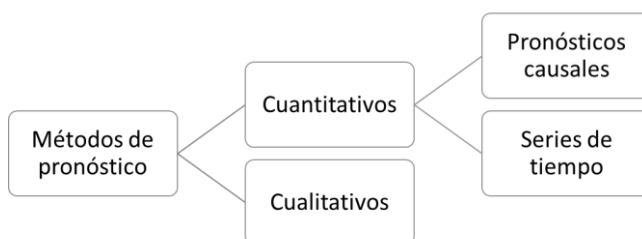


Figura 6 Métodos de pronóstico

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Los métodos cualitativos son usados cuando existen muy pocos datos disponibles, normalmente estos pronósticos son a largo plazo e incluyen decisiones sobre nuevas tecnologías y productos, para estos casos se necesita intuición y experiencia; por esta razón se recurre a puntos de vista de expertos y opiniones de los clientes. (Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J., 2017). es decir, datos de investigación del mercado que pueden afectar el pronóstico; tales métodos también pueden ser necesarios para pronosticar la demanda a varios años en el futuro en una nueva industria. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V., 2016).

Los métodos cuantitativos son usados cuando existe data histórica, productos, tecnología y mercados; estos datos se basan en métodos estadísticos, los pronósticos causales y de las series de tiempo. (Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J., 2017)

Los métodos de pronóstico causales suponen que la demanda de un producto depende de uno o varios factores. (Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J., 2017) en este caso el pronóstico de la demanda está altamente correlacionado con ciertos factores tales como la economía, tasas de interés, entre otros, este método encuentra la correlación entre la demanda y los factores para realizar estimaciones. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V., 2016).

En el método de pronóstico de series de tiempo, una serie de tiempo es un grupo de datos que se registran durante un periodo determinado (Lind, 2019) con secuencia cronológica, el análisis de las series de tiempo toma datos de venta históricos para estimar la demanda en el futuro y asume que los factores que influenciaron la demanda en el pasado continuaran influyendo en el futuro (Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J., 2017) ; este método es más apropiado cuando los patrones que tiene la

demanda no varían de forma significativa de un año a otro. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016).

Normalmente los pronósticos a mediano plazo están basados en identificar, modelar y extrapolar los patrones que se encuentran en la data histórica, los métodos estadísticos son bastante útiles para pronosticar, (Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. ,2015).

Las series de tiempo cuentan con un componente aleatorio o ruido que es aquel que se desvía de la parte sistemática; estos no se pueden pronosticar; únicamente se puede pronosticar el tamaño y la variabilidad de este componente aleatorio de manera que permitan medir el error del pronóstico; por esta razón para realizar el pronóstico estos componentes aleatorios se filtran (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016); las series de tiempo cuentan con cuatro componentes la tendencia, variación cíclica, variación estacional y variación irregular (Mentzer, John T., Jr., and Mark A. Moon.,2004).

El nivel o variación cíclica, es el patrón que sigue la demanda si no existiese tendencia, estacionalidad o ruidos; La tendencia es un patrón continuo de la demanda que crece, decrece o se mantiene, este patrón puede ser una línea recta o una curva; La estacionalidad es un patrón que se repite cada año. En cuanto al componente aleatorio es un dato que forma parte de la venta histórica que el método de series de tiempo no puede identificar y pronosticar, ya que no sucedió de manera consistente en el pasado, este componente puede ser identificado con otros métodos como los causales o métodos cualitativos (Mentzer, John T., Jr., and Mark A. Moon.,2004)

Dentro de las series de tiempo, podemos encontrar los outliers estas son observaciones diferentes al comportamiento del resto de datos que contiene la serie de tiempo; pueden ser errores o simplemente son inusuales (componente aleatorio); para pronosticar los datos se debe evaluar si eliminarlos o reemplazarlos, aunque solamente reemplazarlos sin analizar su causa podría ser un grave error, ya que pueden proveer información relevante (Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G., 2018).

El método más apropiado de series de tiempo a utilizar depende de la característica de la demanda y de los componentes; en la Figura 7 se puede observar los métodos de pronósticos de series de tiempo y la aplicabilidad. (Chopra, S., & Peter, M., 2008).

Método de pronóstico	Aplicabilidad
Promedio Móvil	Sin tendencia o estacionalidad
Suavizamiento Exponencial simple	Sin tendencia o estacionalidad
Modelo Holt	Tendencia pero no estacionalidad
Modelo Winter	Tendencia y estacionalidad

Figura 7 Métodos de series de tiempo

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Para el desarrollo de los métodos de pronóstico se conoce que Microsoft Excel es usado comúnmente en las empresas y contiene algunas funciones para realizar pronósticos, es importante indicar que las hojas de cálculo no están diseñadas para realizar un análisis estadístico sus capacidades son limitadas, no permite realizar una verificación, comparaciones de los métodos de pronóstico; las hojas de cálculo funcionan como una calculadora estadística (Sanders, Nada., 2015), y acumulan errores y cambios que no pueden ser documentados a lo largo del tiempo; es complicado

mantener un proceso de pronóstico consistente en Excel, sobre todo cuando una empresa es grande y está creciendo (Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen,2015)

Una alternativa importante es el software estadístico gratuito R, su funcionalidad es mucho más amplia, muchos métodos de pronóstico existentes están disponibles de forma gratuita en R (Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen,2015).

Antes de realizar el pronóstico para escoger el método adecuado es necesario realizar un análisis de los datos agregados que se van a pronosticar mediante gráficos (Montgomery, Douglas C.,2015).

2.2.3.5 Validación del modelo

Los diferentes métodos de pronóstico aplicados proporcionan una calidad de pronóstico diferente, es por eso que para estimar la calidad del pronóstico se utilizan las medidas de error. (Montgomery, Douglas C., 2015).

La medición del desempeño del pronóstico es uno de los elementos más importantes del proceso de pronóstico de la demanda (Chase, Charles W, 2013), existen dos razones por las cuales efectuarlo.

1. Medir que tan bien se predijo el resultado
2. Compara los diferentes modelos estadísticos para determinar cual se ajusta al historial de la demanda y predice mejor el futuro (Chase, Charles W, 2013).

Las medidas arrojadas por los modelos para determinar la exactitud del pronóstico, son algunas de las utilizadas para determinar que tan bien se ajusta el modelo (Chase, Charles W, 2013).

ME: media del error, se suman los valores del error de cada (t) del periodo de tiempo dado (n) y se calcula la media, mediante esta medida se pueden obtener errores bastante bajos debido a que se toman en cuenta en la suma tanto valores positivos como los negativos y nos da un valor neto (Chase, Charles W, 2013).

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [A_t - F_t]$$

MAE: en esta medida se toman los errores absolutos, es decir sin tener los signos más o menos, a esta medida se le llama media del error absoluto (Chase, Charles W, 2013).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [| A_t - F_t |]$$

MPE: es el promedio de todos los errores porcentuales para el numero de datos dado, al igual que el ME, los signos se conservan y suele ser más pequeño ya que los errores porcentuales positivos y negativos tienen a compensarse entre sí (Chase, Charles W, 2013).

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \times 100$$

MAPE: es la medida más utilizada para definir si un pronóstico se ajusta o no, la media del error porcentual absoluto, se obtiene calculando el error porcentual absoluto promedio para cada período de tiempo; como porcentaje, esta medida es relativa y, por lo tanto, se prefiere al MAE como medida de precisión (Chase, Charles W, 2013).

el MAPE es similar al MAE excepto que no tiene dimensiones, lo que lo hace útil para fines de comunicación y para hacer comparaciones entre pronósticos (Chase, Charles W, 2013).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{[|A_t - F_t|]}{A_t} \times 100$$

2.2.3.6 Despliegue del pronóstico

En este punto del proceso de pronóstico se hace uso del modelo seleccionado y el pronóstico obtenido; es importante que el usuario del pronóstico entienda como usar el modelo y que la elaboración de pronósticos a través del modelo seleccionado sea lo más rutinaria posible.

Se debe tomar en cuenta que debe existir mantenimiento en los modelos de pronóstico que se utilizan, ya que se debe asegurar que las fuentes de datos y otra información que fue requerida previamente para establecer el modelo, seguirán estando disponibles y sin variaciones (Montgomery, Douglas C., 2015).

El pronóstico es utilizado como la línea base estadística para la elaboración del plan de demanda.

2.2.3.7 Monitoreo del modelo de pronóstico

Se debe monitorear constantemente el modelo debido a que las condiciones pueden cambiar a lo largo del tiempo, después de haber hecho uso del modelo se debe asegurar que sigue funcionando satisfactoriamente; por lo que es importante monitorear los errores del pronóstico. (Montgomery, Douglas C., 2015).

Luego de obtener el pronóstico es necesario que se realice una revisión, para realizar ajustes, estos ajustes pueden ser por promociones que se tienen previstas y que difieren del comportamiento de los datos históricos; para evitar que los pronósticos puedan ser manipulados por la función de ventas u otras áreas, directamente y así sea sobrevalorado o infravalorado; debe ser realizado por el personal que realiza el pronóstico junto con la información que le puedan entregar las funciones (Feigin, 2011).

2.3 Inventario

Dentro del proceso Macro de la cadena de suministro (ISCM) donde se encuentran todos los procesos internos de la empresa. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016); Existen tres procesos vinculados, el planeamiento de la demanda, el planeamiento de las ventas y operaciones (S&OP) y por último el inventario y el plan de abastecimiento; estos tres procesos juntos pretenden conseguir que coincida la demanda futura desconocida, con la oferta a veces variable y limitada; Si se ejecutan bien, estos procesos de planificación ayudarán a una empresa a lograr el equilibrio deseado entre eficiencia y capacidad de respuesta es decir demanda y abastecimiento. (Feigin, Gerald,2011).

De acuerdo a la Figura 8 se describe el flujo normal de los tres procesos señalados dentro de la cadena de suministros (Feigin, Gerald,2011).

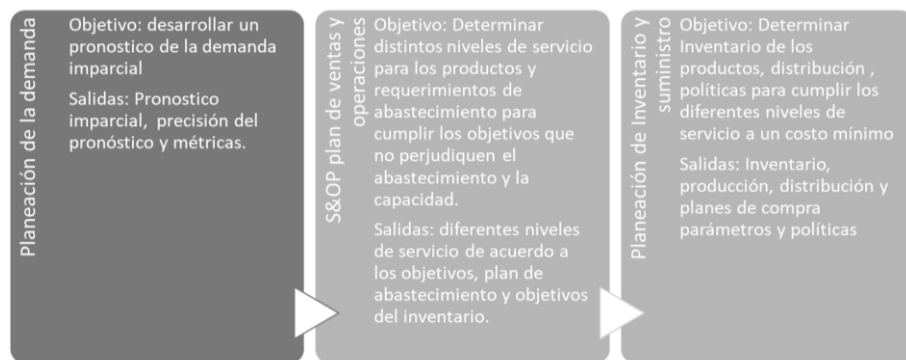


Figura 8 Flujo de los procesos internos dentro de la cadena de suministro

Adaptado de Feigin, Gerald,(2011). *Supply Chain Planning and Analytics : The Right Product in the Right Place at the Right*, Business Expert Press.

El pronóstico estadístico junto con información sobre la variabilidad de la demanda, la disponibilidad de suministro, limitaciones de recursos y objetivos de ingresos, es utilizado por S&OP para establecer los niveles de servicio que buscan los productos, el último paso es lo que concierne a cómo implementar las políticas de Inventario, producción, compras y distribución; en este proceso se debe determinar exactamente qué productos deben ser manufacturados, ordenados o entregados para cumplir los niveles de servicio requeridos. (Feigin, Gerald,2011).

El Inventario se distribuye a lo largo de la cadena de suministro desde la materia prima hasta el producto terminado que está en manos de fabricantes, distribuidores y retailers en la cadena de suministro, mantener un alto nivel de inventario permitirá a las compañías responder de manera más rápida a las fluctuaciones que pueda tener la demanda, sin embargo, esto significa un costo para mantener altos niveles de eficiencia; el costo del inventario debería mantenerse lo más bajo posible. (Hugos, Michael H.;2018)

2.3.1 Tipos de inventario

Hay tres decisiones básicas que se deben tomar en cuanto a la creación y mantenimiento del inventario.

1. **Ciclo de inventario:** es la cantidad de inventario que se necesita para satisfacer la demanda del producto durante el período de tiempo entre la realización de pedidos del producto es decir la compra, las empresas producen y compran en grandes lotes para obtener las ventajas que pueden aportar las economías de escala (Hugos, Michael H.;2018).
2. **Inventario de Seguridad:** es el inventario que se mantiene para cubrir la incertidumbre de la demanda, debido a que los pronósticos de la demanda no tienen una precisión perfecta (Hugos, Michael H.;2018); se cubre esta incertidumbre en mayor o menor grado cuando la demanda excede el pronóstico; a este inventario se le llama inventario de seguridad (Lewis, C., 2012), Cuanto menos predecible sea la demanda de productos, mayor será el nivel de inventario de seguridad requerido para cubrir cambios inesperados en la demanda.
3. **Inventario estacional:** es el inventario que se crea para cubrir los aumentos en la demanda por los aumentos previstos a lo largo del año debido a las estacionalidades de la demanda (Hugos, Michael H.;2018).

2.3.2 La gestión del Inventario

Existen técnicas que son usadas para gestionar los niveles de inventario, el objetivo es reducir los costos de inventario tanto como se pueda sin afectar el nivel de servicio que los clientes requieran, una de las principales entradas que utilizan estas técnicas son los pronósticos de la demanda y precios de los productos; la gestión de Inventarios en una empresa se compone de una combinación de actividades relacionadas con la gestión de los tipos de inventario indicados anteriormente (Hugos, Michael H.;2018).

2.3.2.1 Inventario de seguridad

El nivel apropiado del inventario de seguridad está dado por dos factores:

1. la incertidumbre de la demanda y la oferta.
2. el nivel de servicio deseado de los productos.

Mientras la demanda de un producto sea más predecible, el nivel del inventario de seguridad debe ser menor por otro lado cuando el producto es difícil de predecir el Inventario de seguridad debe ser alto. De igual manera a medida que aumenta el nivel deseado de disponibilidad del producto, el nivel de Inventario de seguridad es mayor, ya que se fija un mayor nivel de servicio del producto.

2.3.2.2 Medir la incertidumbre de la demanda

El objetivo del pronóstico es predecir el componente sistemático y estimar el componente aleatorio. Éste se suele calcular como la desviación estándar del error de pronóstico, para medir la incertidumbre de la demanda se necesitan las siguientes entradas:

1. D : Se necesita la demanda promedio por periodo
2. σ_D : la desviación estándar de la demanda, es cuanto la demanda se aleja de la media.
3. Lead time: el tiempo de espera entre realizar el pedido y su entrega.
4. coeficiente de variación (cv), esta medida calcula la relación de la desviación estándar sobre la media; es decir la magnitud de la incertidumbre en relación a la demanda , dada la demanda con una media μ y una desviación estándar σ ; el coeficiente de variación se obtiene con la siguiente formula:

$$cv = \sigma/\mu$$

2.3.2.3 Medición de la disponibilidad del producto

La disponibilidad del producto refleja la capacidad de una empresa para satisfacer un pedido de un cliente sin el inventario disponible. Si un pedido de un cliente llega cuando el producto no se encuentra disponible se presenta una falta de existencias.

1. La tasa de satisfacción del producto (fr) La tasa de satisfacción es equivalente a la probabilidad de que la demanda del producto se satisfaga a partir de un inventario disponible
2. La tasa de satisfacción de pedidos es la fracción de pedidos que se satisfacen usando el inventario disponible. debe medirse sobre un número determinado de órdenes en lugar de sobre el tiempo.
3. El nivel de servicio del ciclo (CSL) es la fracción de ciclos de reabastecimiento que terminan cuando se ha satisfecho toda la demanda

de los clientes. El CSL es igual a la probabilidad de no tener una falta de existencias en un ciclo de reabastecimiento.

2.3.2.4 Políticas de reabastecimiento

Una política de reabastecimiento consiste en las decisiones respecto a cuándo y cuánto reordenar. Estas decisiones determinan los inventarios de ciclo y de seguridad (Chopra, S., & Peter, M, 2008)..

1. Revisión continua: El inventario se inspecciona continuamente y se coloca un pedido con un tamaño de lote Q cuando el inventario disminuye al punto de hacer un nuevo pedido punto de reorden (ROP, reorder point).
2. Revisión periódica: El estado del inventario se inspecciona a intervalos regulares y se hace un pedido para elevar el nivel de inventario hasta un nivel específico. El tiempo entre los pedidos es fijo pero el tamaño de cada pedido puede fluctuar dada la demanda variable (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

2.3.2.4.1 Revisión periódica

“En las políticas de revisión periódica los niveles de inventario se revisan al cabo de un periodo fijo de tiempo T y se hace un pedido de modo que el nivel de inventario actual más el tamaño del lote de reabastecimiento equivalgan a un nivel predefinido, llamado nivel de pedido (OUL)” (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

El intervalo de revisión es el tiempo T entre pedidos sucesivos. el tamaño de cada pedido puede cambiar, dependiendo de la demanda entre pedidos y el inventario resultante en el momento de realizar el pedido (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

Las políticas de revisión periódica son más sencillas de implementar en los minoristas debido a que no se requiere tener la capacidad de vigilar el inventario de manera continua. Los proveedores de los mayoristas también pueden preferirlas porque resultan en pedidos de reabastecimiento realizados a intervalos regulares, para realizar los cálculos se necesitan los siguientes datos (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

D: Demanda promedio por periodo

σ_D : Desviación estándar de la demanda por periodo

L: Tiempo de espera promedio para el reabastecimiento

T: Intervalo de revisión

CSL: Nivel de servicio del ciclo deseado

Para el cálculo del stock de seguridad se deben realizar los siguientes cálculos:

$$\text{Demanda promedio durante } T + L \text{ periodos, } D_{T+L} = (T + L)D$$

$$\text{Desviación estándar de la demanda durante } T + L \text{ periodos, } \sigma_{T+L} = \sqrt{T + L}\sigma_D$$

Inventario de seguridad ss.

$$ss = F_z^{-1}(CSL) \times \sigma_{T+L} = \text{NORMSINV}(CSL) \times \sigma_{T+L}$$

Nivel de Pedido

$$OUL = D_{T+L} + ss$$

Con la política de revisión periódica, el inventario de seguridad se utiliza para cubrir la incertidumbre de la demanda durante el tiempo de espera y el intervalo de revisión $L + T$. estas políticas requieren mayor nivel de inventario de seguridad debido a que debe tenerse en cuenta un aumento de la incertidumbre (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

2.3.2.5 Estimación y administración del Inventario de seguridad

Se debe Ajustar las políticas de inventarios si la demanda es estacional. Al existir demanda estacional la media y la desviación estándar de la demanda varía de acuerdo a la época del año por lo que estas medidas deben ajustarse según la época del año para reflejar los cambios en la demanda (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

Dado que es probable que la demanda no tenga una distribución normal y sea estacional, es una buena idea probar y ajustar las políticas de inventario por medio de una simulación por computadora antes de su implementación.; La identificación de problemas por medio de una simulación puede ahorrar mucho tiempo y dinero (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

Se debe vigilar los niveles de servicio, ya que permite que una cadena de suministro identifique cuándo una política no está funcionando bien y haga ajustes antes de que el desempeño de la cadena se vea afectado de manera significativa (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

Como el inventario de seguridad suele ser una gran fracción del inventario total en una cadena de suministro, la capacidad de reducir el inventario de seguridad sin perjudicar la disponibilidad del producto puede aumentar significativamente la rentabilidad de la cadena (Chopra, S., & Peter, M, 2008).

2.3.2.6 Nivel de servicio óptimo para artículos estacionales

Para la demanda estacional de los productos, El supuesto es que los productos sobrantes de la temporada anterior no se utilizan para satisfacer la demanda de la temporada actual, donde p es el precio de venta con un costo c y un valor residual s (Chopra, S., & Peter, M, 2008); para realizar el cálculo se necesitan las siguientes entradas:

C_o : Costo por exceso de inventario en una unidad, $C_o = c - s$
 C_u : Costo por escasez de inventario en una unidad, $C_u = p - c$
 CSL*: nivel de servicio del ciclo óptimo Cantidad de pedido

Para determinar el nivel de servicio se deben realizar los siguientes calculos:

Valor de salvamento = $s - c$ - costo de mantenimiento del inventario
 Costo de escasez de inventario = $C_u = p - c$
 Costo de exceso de inventario = $C_o = c - s$

Por último, se determina el nivel de servicio (CSL) y tamaño pedido optimo O^* con las siguientes formulas:

$$CSL^* = \text{Prob}(\text{demanda} \leq O^*) = \frac{C_u}{C_u + C_o}$$

$$O^* = \text{NORMINV}(CSL^*, \mu, \sigma)$$

CAPITULO 3: DEFINICIÓN DEL MODELO

En el caso de estudio, la cadena de suministros trabaja bajo un sistema push, ya que opera en un ambiente de incertidumbre porque se desconoce la demanda real del cliente, la misma que debe ser pronosticada. para pronosticar las ventas de la compañía se utilizará 36 meses de datos históricos como base para la predicción con el objetivo de pronosticar con mayor precisión las variaciones de la demanda.

Actualmente se utiliza Excel para realizar los pronósticos, en este estudio para los cálculos se utilizará el Software libre “R”, se toma la decisión de realizar pronósticos agregados para lograr una mayor precisión.

3.1 Jerarquía de producto

Superdeporte cuenta en su portafolio de productos con más de 5000 SKU por sus variantes en cuanto a la marca, categoría, género, línea, color, estilo y talla; los SKUS cambian constantemente ya que el assortment es diferente en cada temporada por la necesidad que existe de ir de acuerdo a las nuevas tendencias en cuanto a indumentaria deportiva y comportamiento de los clientes ; la Jerarquía de producto de la empresa en estudio se las realiza en Superdeporte de acuerdo a las características, funcionalidad y comportamiento del producto.

La Jerarquía de producto que utiliza actualmente Superdeporte se muestra en la figura 9.

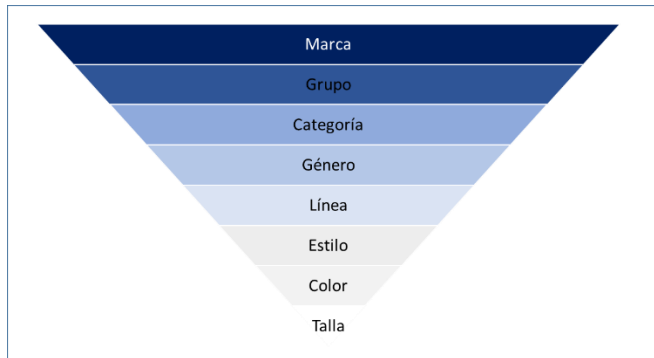


Figura 9 Jerarquía artículos de la Compañía

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

La empresa ofrece tres grupos de productos calzado, ropa y accesorios; para pronosticar se utilizará el método middle- out.

En el caso de accesorios debido al comportamiento del mercado la categoría y género no es relevante; su importancia está en la funcionalidad del producto por lo que la línea es lo que prima; por esta razón sobre el nivel medio de la Jerarquía se desarrollarán los pronósticos de todas las series de tiempo en este nivel con el método Bottom-up, Figura 10.

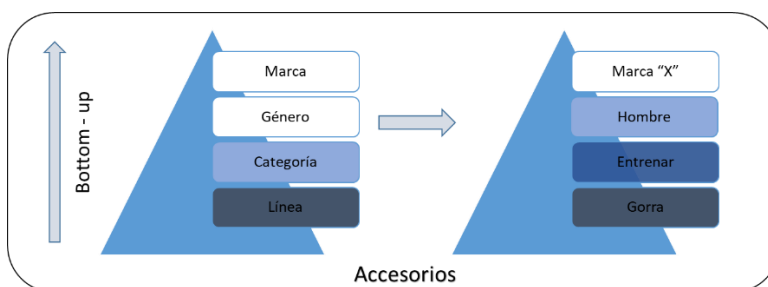


Figura 10 Método Bottom-up Accesorios.

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Para ropa y calzado de la misma manera a partir del nivel medio de la Jerarquía se utilizará el método TOP-DOWN; esto implica que primero se realiza el pronóstico del nivel más alto de la jerarquía y luego se desagrega el pronóstico hasta el nivel más bajo que se requiera. Figura 11.

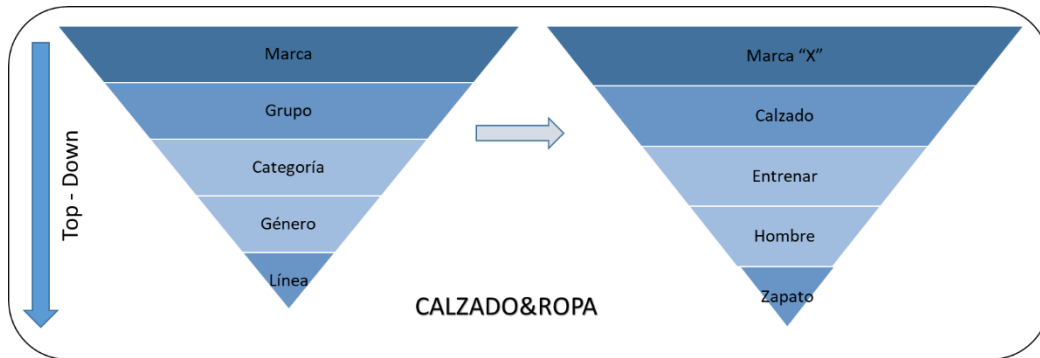


Figura 11 Método Top-Down calzado y ropa.

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Para obtener los pronósticos de los niveles más bajos se utilizará el método de desagregación por proporciones de la venta histórica, para calzado ropa y accesorios; dado que la proporción en que se dan las ventas por categoría y género no varían constantemente año a año Tabla 1, Tabla 2, Tabla 3.

Tabla 1. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018 Calzado

Categoría	Genero	2016	2017	2018	Desviación standard
ACTION SPORTS	HOMBRE			100%	
Total ACTION SPORTS		0%	0%	0%	0%
AVENTURA	HOMBRE	75%	96%	74%	13%
	MUJER	9%	2%	17%	8%
	NIÑO	16%	2%	9%	7%
Total AVENTURA		1%	0%	0%	0%
CORRER	HOMBRE	56%	55%	55%	0%
	INFANTE	1%	0%	0%	1%
	MUJER	22%	25%	23%	2%
	NIÑO	21%	20%	22%	1%
Total CORRER		29%	29%	28%	0%
DEPORTES DE AGUA	HOMBRE	69%	73%	58%	8%
	MUJER	29%	27%	38%	6%
	NIÑO	2%	0%	4%	2%
Total DEPORTES DE AGUA		5%	5%	7%	1%
DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE	73%	74%	78%	3%
	MUJER	10%	9%	11%	1%
	NIÑO	17%	17%	10%	4%
Total DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF		7%	5%	5%	1%
DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE	53%	49%	53%	2%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	0%	0%	0%	0%
	NIÑO	47%	51%	47%	2%
Total DEPORTES EN EQUIPO		6%	5%	6%	0%
ENTRENAR	HOMBRE	45%	45%	37%	5%
	INFANTE	2%	0%	0%	1%
	MUJER	31%	29%	24%	4%
	NIÑO	22%	26%	40%	9%
Total ENTRENAR		13%	12%	8%	3%
FUTBOL	HOMBRE	70%	69%	69%	1%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	0%	0%	0%	0%
	NIÑO	30%	31%	31%	1%
Total FUTBOL		21%	23%	26%	2%
INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE	66%	59%	56%	5%
	INFANTE	1%	0%	1%	1%
	MUJER	14%	17%	17%	2%
	NIÑO	19%	24%	26%	4%
Total INSPIRADO EN EL DEPORTE		18%	20%	20%	1%

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 2. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018 Ropa

Categoría	Genero	2016	2017	2018	Desviación standard
ACTION SPORTS	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
Total ACTION SPORTS		0%	0%	0%	0%
AVENTURA	HOMBRE		80%	100%	14%
	MUJER		20%	0%	14%
	NIÑO		0%	0%	0%
Total AVENTURA		0%	0%	0%	0%
CORRER	HOMBRE	63%	65%	63%	2%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	37%	35%	37%	2%
	NIÑO	0%	0%	0%	0%
Total CORRER		15%	14%	13%	1%
DEPORTES DE AGUA	HOMBRE	69%	63%	64%	3%
	MUJER	22%	21%	17%	3%
	NIÑO	9%	16%	20%	5%
Total DEPORTES DE AGUA		3%	3%	4%	0%
DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE	66%	64%	62%	2%
	MUJER	12%	15%	14%	2%
	NIÑO	22%	21%	25%	2%
Total DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF		9%	8%	11%	1%
DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE	74%	81%	100%	13%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	0%	0%	0%	0%
	NIÑO	26%	19%	0%	13%
Total DEPORTES EN EQUIPO		6%	5%	4%	1%
ENTRENAR	HOMBRE	61%	57%	57%	3%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	21%	24%	24%	2%
	NIÑO	18%	19%	19%	1%
Total ENTRENAR		37%	40%	42%	2%
FUTBOL	HOMBRE	76%	76%	75%	1%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	2%	1%	2%	0%
	NIÑO	22%	22%	24%	1%
Total FUTBOL		21%	20%	18%	2%
INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE	60%	62%	52%	6%
	INFANTE	0%	0%	0%	0%
	MUJER	30%	30%	33%	2%
	NIÑO	10%	8%	15%	3%
Total INSPIRADO EN EL DEPORTE		9%	10%	9%	1%

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 3. Desviación estándar de las proporciones del año 2016 al 2018

Linea	Categoría	Genero	2016	2017	2018	Desviación standard
GORRA	ACTION SPORTS	HOMBRE			100%	0%
	Total ACTION SPORTS		0%	0%	1%	1%
	CORRER	HOMBRE	97%	100%	100%	2%
		MUJER	3%	0%	0%	2%
	Total CORRER		8%	8%	4%	2%
	DEPORTES DE AGUA	HOMBRE	87%	92%	81%	5%
		NIÑO	13%	8%	19%	5%
	Total DEPORTES DE AGUA		2%	3%	4%	1%
	DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE		93%	100%	5%
		MUJER		7%	0%	5%
	Total DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF		0%	2%	0%	1%
	DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total DEPORTES EN EQUIPO		5%	5%	2%	2%
	ENTRENAR	HOMBRE	93%	97%	94%	2%
		MUJER	4%	1%	3%	1%
		NIÑO	3%	2%	3%	1%
	Total ENTRENAR		68%	68%	73%	3%
	FUTBOL	HOMBRE	94%	100%	100%	4%
		NIÑO	6%	0%	0%	4%
	Total FUTBOL		12%	9%	10%	1%
INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE	100%	96%	100%	2%	
	MUJER	0%	4%	0%	2%	
Total INSPIRADO EN EL DEPORTE		6%	5%	6%	0%	
Total GORRA			58%	57%	54%	2%
MEDIAS	CORRER	HOMBRE	90%	98%	100%	6%
		MUJER	10%	2%	0%	6%
	Total CORRER		4%	2%	0%	2%
	DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF		3%	2%	1%	1%
	DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total DEPORTES EN EQUIPO		3%	1%	1%	1%
	ENTRENAR	HOMBRE	95%	98%	94%	2%
		MUJER	5%	2%	4%	1%
		NIÑO	0%	0%	2%	1%
	Total ENTRENAR		77%	83%	81%	3%
	FUTBOL	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total FUTBOL		8%	8%	5%	2%
INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE	100%	100%	100%	0%	
Total INSPIRADO EN EL DEPORTE		6%	4%	11%	4%	
Total MEDIAS			20%	21%	21%	1%
MOCHILA	DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE	100%			0%
	Total DEPORTES EN EQUIPO		0%	0%	0%	0%
	ENTRENAR	HOMBRE	89%	88%	88%	0%
		MUJER	11%	12%	7%	2%
		NIÑO	0%	0%	4%	2%
	Total ENTRENAR		82%	80%	70%	7%
	FUTBOL	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total FUTBOL		11%	13%	17%	3%
	INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE	90%	69%	100%	16%
		MUJER	10%	31%	0%	16%
Total INSPIRADO EN EL DEPORTE		7%	7%	14%	4%	
Total MOCHILA			10%	9%	10%	1%
CANILLERA	FUTBOL	HOMBRE	93%	94%	91%	1%
		NIÑO	7%	6%	9%	1%
	Total FUTBOL		100%	100%	100%	0%
Total CANILLERA			5%	6%	8%	2%
GUANTES	ENTRENAR	HOMBRE	70%	100%	100%	17%
		MUJER	30%	0%	0%	17%
	Total ENTRENAR		48%	37%	49%	7%
	FUTBOL	HOMBRE	62%	64%	70%	4%
		NIÑO	38%	36%	30%	4%
Total FUTBOL		52%	63%	51%	7%	
Total GUANTES			2%	3%	3%	0%
GAFAS	DEPORTES DE AGUA	HOMBRE	61%	66%	50%	8%
		MUJER	2%	3%	0%	1%
		NIÑO	38%	31%	50%	9%
	Total DEPORTES DE AGUA		100%	100%	100%	0%
Total GAFAS			2%	2%	2%	0%
MUÑEQUER	DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
	Total DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF		100%	100%	100%	0%
Total MUÑEQUERA			2%	2%	2%	0%
MALETA	CORRER	HOMBRE	100%	100%		0%
	Total CORRER		10%	32%	0%	16%
	ENTRENAR	HOMBRE	100%	100%	92%	5%
		MUJER	0%	0%	8%	5%
	Total ENTRENAR		59%	34%	81%	24%
	FUTBOL	HOMBRE	100%	100%	100%	0%
Total FUTBOL		31%	35%	19%	8%	
Total MALETA			1%	1%	1%	0%

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.2 Horizonte del pronóstico

La decisión que impulsa el pronóstico al nivel táctico de la compañía es la compra de la marca. Dentro de Superdeporte cada marca maneja un lead time diferente por lo que el horizonte varía.

Para la Marca a analizar normalmente se realiza un pronóstico con un horizonte de 12 meses por el tiempo que toma a que la compra de cada temporada se haga efectiva. Existen cuatro tiempos de compra que se efectúan dentro de un año calendario Figura 12.

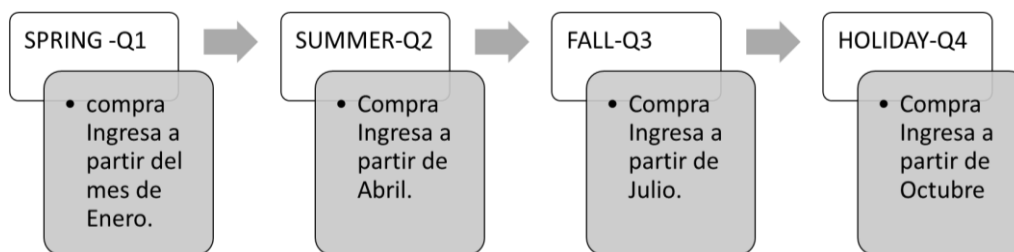


Figura 12 Temporadas Marca “X”

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Cada temporada corresponde a tres meses de venta en el año; si nos situamos en la temporada Q3 se debe realizar una proyección de 12 meses, a partir del mes en el que se realiza el pronóstico hasta cubrir los tres meses que corresponden al ingreso de la temporada como se indica en la Figura 13, el horizonte mostrado en la figura 10 es el que utiliza en la actualidad Superdeporte.

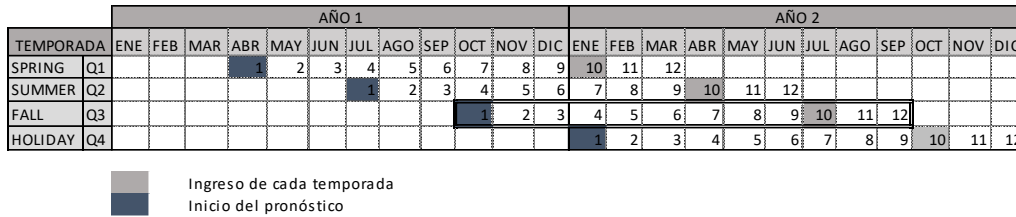


Figura 13 Temporadas de compra y meses de venta

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Se utilizará un horizonte de 18 meses Figura 14, la frecuencia de la actualización será cada tres meses, este tiempo permitirá revisar las próximas decisiones de modo que se puedan generar alertas, aprovechar oportunidades o a su vez tomar medidas correctivas. (Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. ,2016).

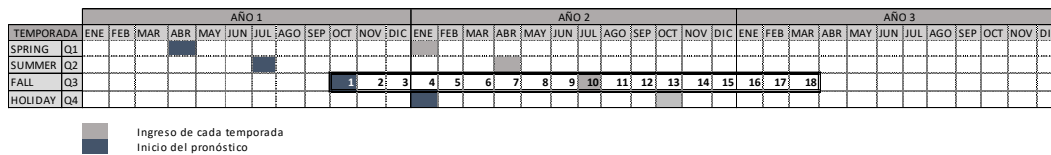


Figura 14 Horizonte de 18 meses

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.3 Datos disponibles

Los datos de la demanda pasada que se ven a utilizar son mensuales; si observamos la data presentada en la Figura 15, Figura 16, Figura 17, podemos observar la venta mensual en unidades del año 2016 al 2018 de calzado, ropa y accesorios; Para

realizar los pronósticos se utilizará los datos de la demanda mensual de la marca a analizar desde el 2016 al 2018 de uno de los conceptos dentro de la Superdeporte.

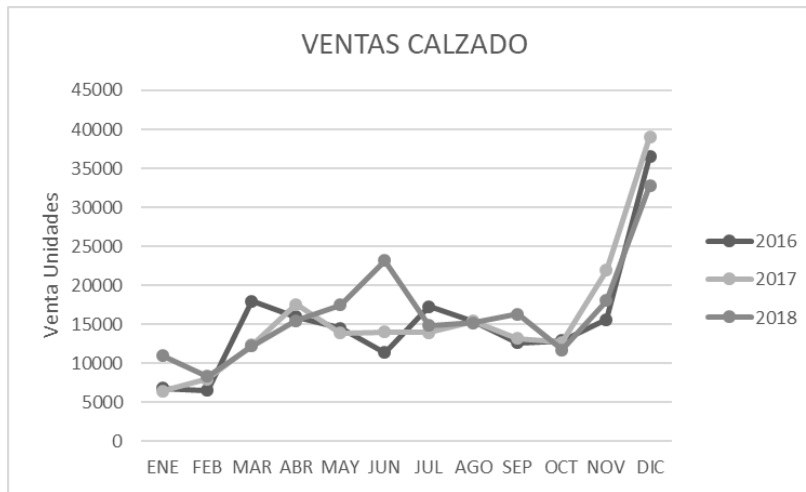


Figura 15 Venta en unidades Calzado

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

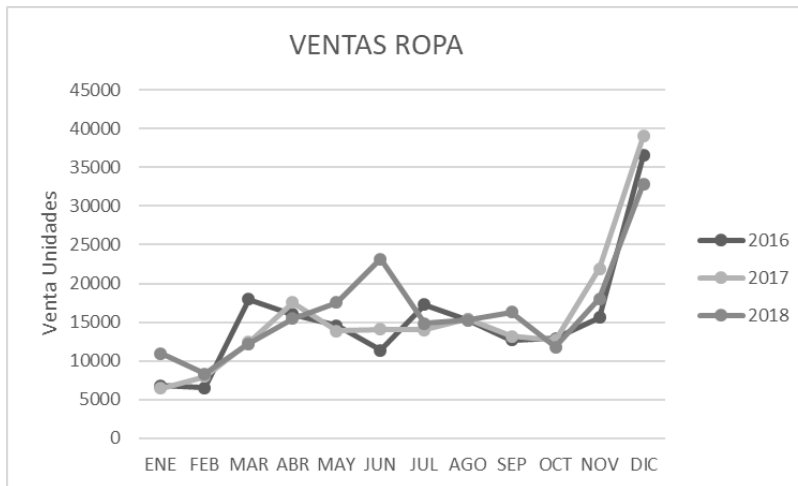


Figura 16 Venta en unidades Ropa

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

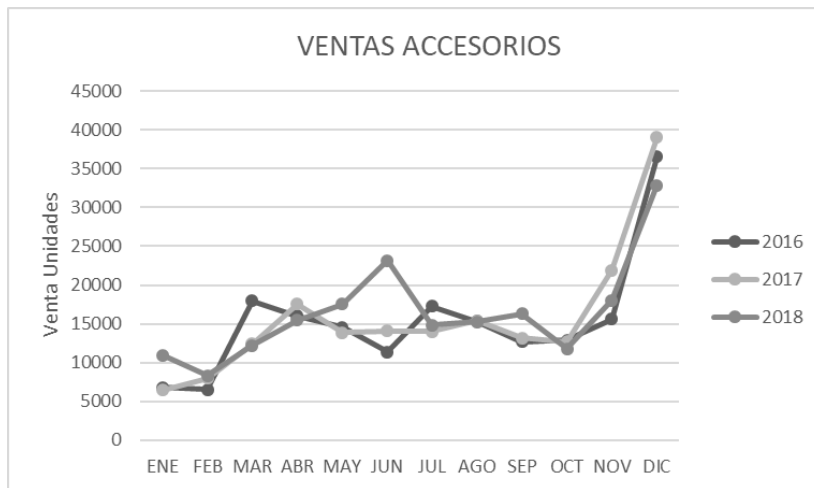


Figura 17 Venta en unidades Accesorios

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Los datos que se tienen disponibles para realizar el pronóstico para calzado y ropa se encuentra a nivel de Marca, Grupo, Categoría, Género Tabla 4. Para accesorios a nivel de Marca, Grupo, Línea, Género, Categoría Tabla 5. Todos estos datos son mensuales desde el año 2016 al 2018.

Tabla 4 Nivel datos Calzado/Ropa

MARCA	GRUPO	CATEGORIA	GENERO
MARCA "X"	CALZADO	ACTION SPORTS	HOMBRE
			NIÑO
			AVENTURA
		MUJER	
		NIÑO	
		CORRER	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		DEPORTES DE AGUA	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE
			MUJER
			NIÑO
		DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		ENTRENAR	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		FUTBOL	HOMBRE
			MUJER
			NIÑO
		INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE
INFANTE			
MUJER			
			NIÑO

MARCA	GRUPO	CATEGORIA	GENERO
MARCA "X"	ROPA	ACTION SPORTS	HOMBRE
			NIÑO
			AVENTURA
		MUJER	
		NIÑO	
		CICLISMO	HOMBRE
		CORRER	HOMBRE
			MUJER
		DEPORTES DE AGUA	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF	HOMBRE
			MUJER
			NIÑO
		DEPORTES EN EQUIPO	HOMBRE
			NIÑO
		ENTRENAR	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		FUTBOL	HOMBRE
			INFANTE
			MUJER
		INSPIRADO EN EL DEPORTE	HOMBRE
INFANTE			
MUJER			
			NIÑO

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 5 Nivel de datos accesorios

MARCA	GRUPO	LÍNEA	GENERO	CATEGORIA
MARCA "X"	ACCESORIOS	GORRA	HOMBRE	ENTRENAR
				FUTBOL
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
				CORRER
				DEPORTES EN EQUIPO
				DEPORTES DE AGUA
			MUJER	ENTRENAR
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
				DEPORTES DE AGUA
		PELOTA	HOMBRE	FUTBOL
				DEPORTES EN EQUIPO
			INFANTE	FUTBOL
			MUJER	DEPORTES EN EQUIPO
			NIÑO	FUTBOL
		DEPORTES EN EQUIPO		
		MEDIAS	HOMBRE	ENTRENAR
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
				FUTBOL
				DEPORTES EN EQUIPO
			MUJER	ENTRENAR
			NIÑO	INSPIRADO EN EL DEPORTE
		ENTRENAR		
		MOCHILA	HOMBRE	ENTRENAR
				FUTBOL
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
				DEPORTES EN EQUIPO
			MUJER	ENTRENAR
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
		NIÑO	ENTRENAR	
			INSPIRADO EN EL DEPORTE	
		CANILLERA	HOMBRE	FUTBOL
			NIÑO	FUTBOL
		GAFAS	HOMBRE	DEPORTES DE AGUA
			NIÑO	DEPORTES DE AGUA
		GUANTES	HOMBRE	ENTRENAR
				FUTBOL
			MUJER	ENTRENAR
			NIÑO	FUTBOL
		MUÑEQUERA	HOMBRE	DEPORTES DE RAQUETA Y GOLF
		MALETA	HOMBRE	ENTRENAR
				FUTBOL
				INSPIRADO EN EL DEPORTE
MUJER	ENTRENAR			

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.4 Análisis de datos y método de pronóstico

En este estudio nos centraremos principalmente en el uso de los métodos de series de tiempo, los cuales son más apropiados, cuando la demanda futura está relacionada con la demanda histórica, los patrones de crecimiento y los patrones estacionales.

Para el presente estudio se realizará el análisis de los tres grupos Calzado, Ropa y Accesorios

3.4.1 Análisis calzado

Para escoger el método adecuado de pronóstico es necesario realizar un análisis de los datos agregados que se van a pronosticar mediante gráficos (Montgomery, Douglas C.,2015), como se observa en la Figura 18 y Figura19, los patrones que tiene esta serie de tiempo podemos concluir que la venta de calzado tiene estacionalidades marcadas, en la Figura 19 en la tercera fila podemos observar que al final de cada año, por la naturaleza del negocio, el mes de Diciembre las ventas se incrementan por festividades, de la misma manera se puede observar que el mes de Agosto y Abril presentan picos en las ventas debido al regreso a clases, este factor influye especialmente a calzado. También se puede observar de manera recurrente una caída en las ventas en el mes de enero.

La tendencia, de acuerdo a lo mostrado en la Figura 19 en la tercera fila. La serie de tiempo es positiva, del 2016 al 2017 ya que se puede observar que la línea es creciente, para el año 2018 hay una tendencia negativa.

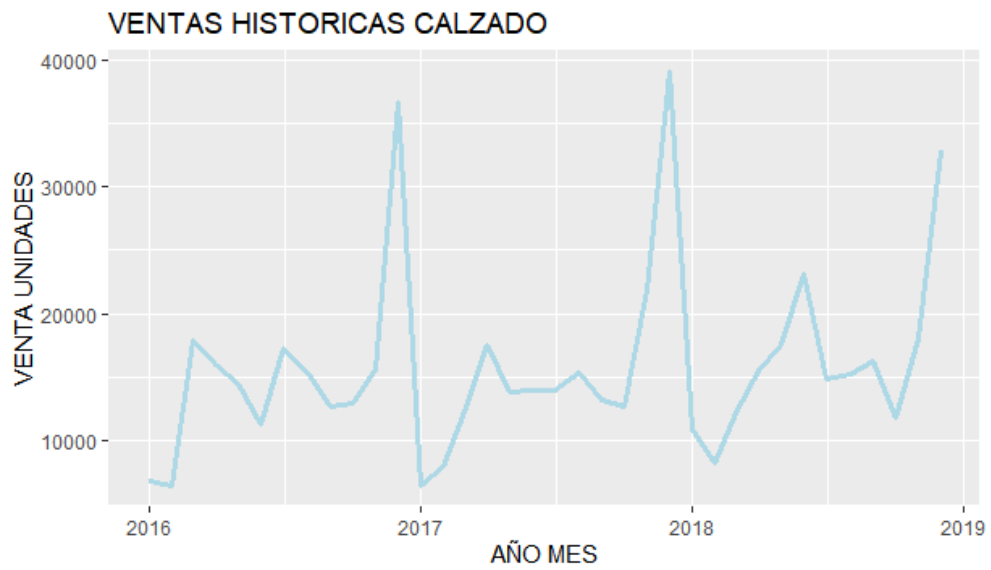


Figura 18 Ventas calzado 2016-2018

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

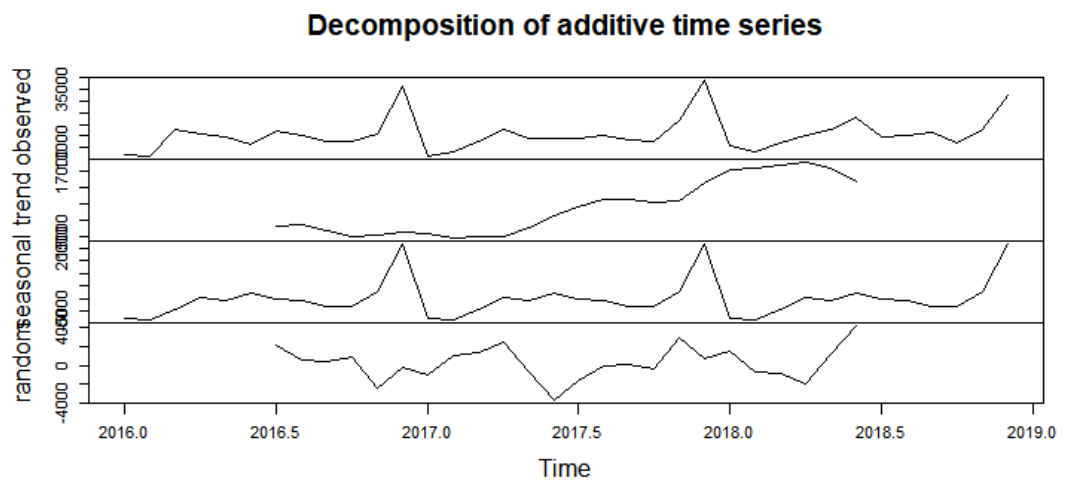


Figura 19 Componentes Calzado

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.4.2 Análisis Ropa

La data en el la Figura 20, muestra las ventas desde el 2016 al 2018 de ropa, en el Figura 21 se puede observar a la serie de tiempo descompuesta; la misma que muestra patrones marcados; con respecto a la estacionalidad en la fila 3 existen dos picos de venta en el año en el mes de Diciembre por festividades y el mes de Junio, en este mes existen campañas para impulsar la demanda por el día del Padre y el día del Niño; adicional se puede observar que hay una caída en ventas que se repite todos los años entre el mes de Agosto y la más fuerte en Septiembre.

La tendencia de la serie de tiempo es positiva a lo largo del 2016 al 2017 durante el año 2018 podemos observar que la curva cambia y comienza a decrecer.

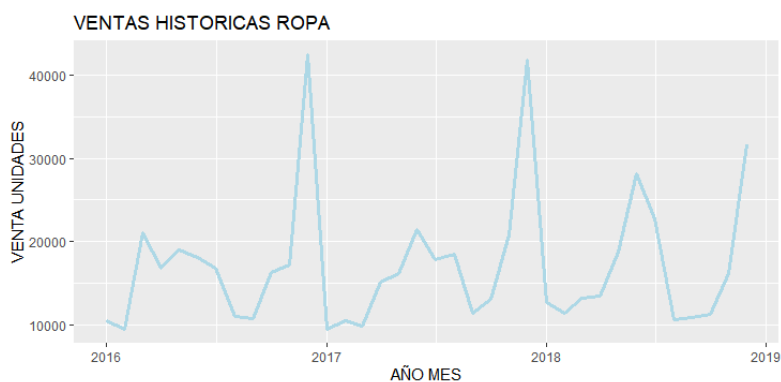


Figura 20 Ventas Ropa 2016-2018

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

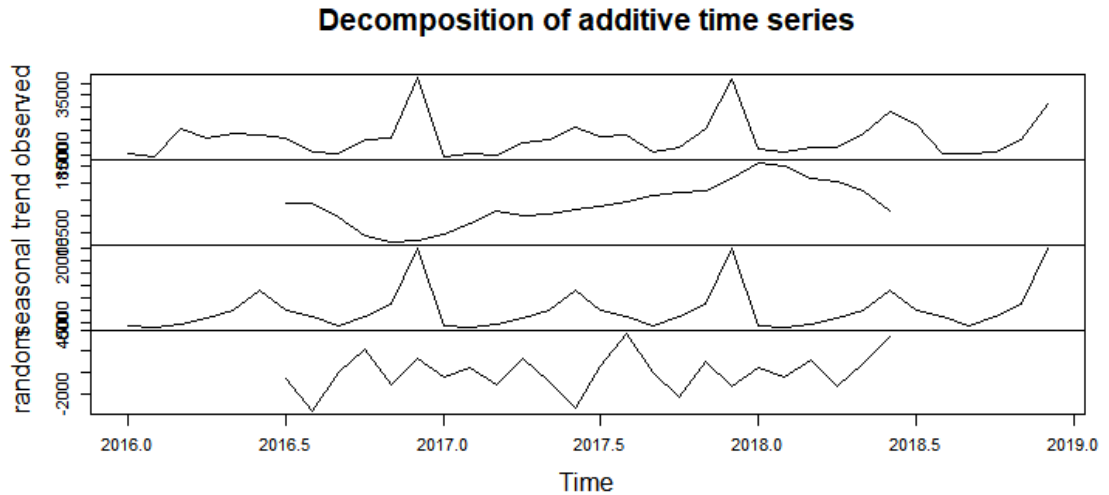


Figura 21 Componentes Ropa

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.4.3 Análisis Accesorios

La data en la Figura 22, muestra las ventas desde el 2016 al 2018 de Accesorios, y se puede observar a la serie de tiempo descompuesta.

De la misma manera que calzado y ropa se puede observar el pico de venta en diciembre por festividades; en el mes de abril existe otro pico dado por la venta de ciertas líneas que son fuertes por el regreso a clases; y en junio por las campañas que se realizan hay un incremento de la demanda por el día del Padre y el día del Niño.

La tendencia de la serie de tiempo es positiva a lo largo del 2016 al 2017 durante el año 2018 podemos observar que la curva cambia y comienza a decrecer.

La tendencia de esta serie de tiempo es negativa.

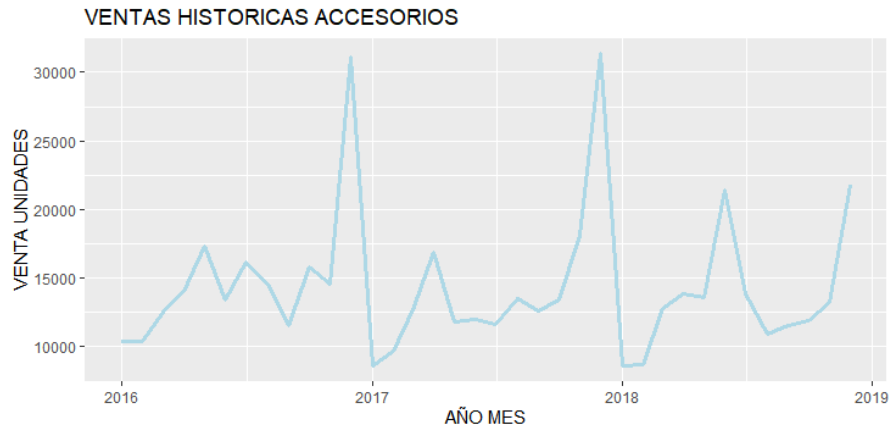


Figura 22 Ventas Accesorios 2016-2018

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

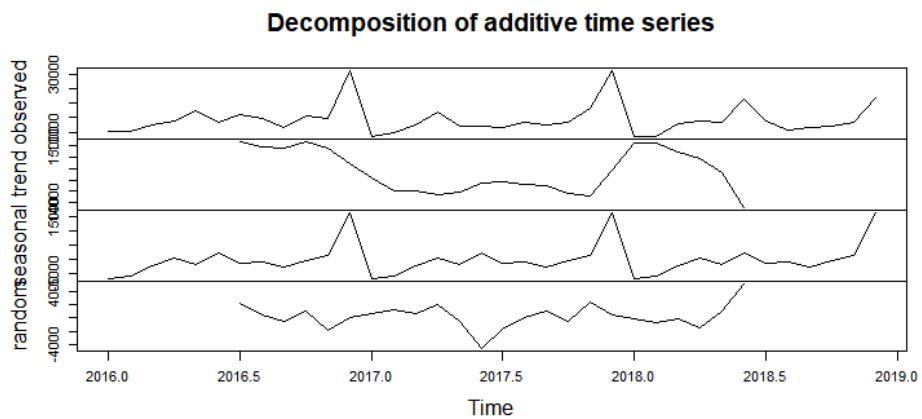


Figura 22 Componentes Accesorios

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.5 Selección del modelo

En el estudio únicamente correrá el modelo para calzado dado que el comportamiento de las series de tiempo para ropa y accesorios, tiene los cuatro

componentes de la serie de tiempo de calzado; por tanto, se asume que el modelo de aplicación resultante podrá aplicarse para todos los grupos.

Para este estudio los outliers no se eliminarán; si observamos la figura 23, los datos aparentemente presentan tres outliers; al correr el algoritmo en R, toma los datos de diciembre como una observación con un comportamiento diferente; si bien es cierto la venta de ese mes se aleja de la media Tabla 2. es un comportamiento que forma parte de la serie de tiempo.

Tabla 6 Análisis descriptivo de la Serie de tiempo-calzado

Min	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
6.461	12.343	14.688	15.800	17.350	39.062

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

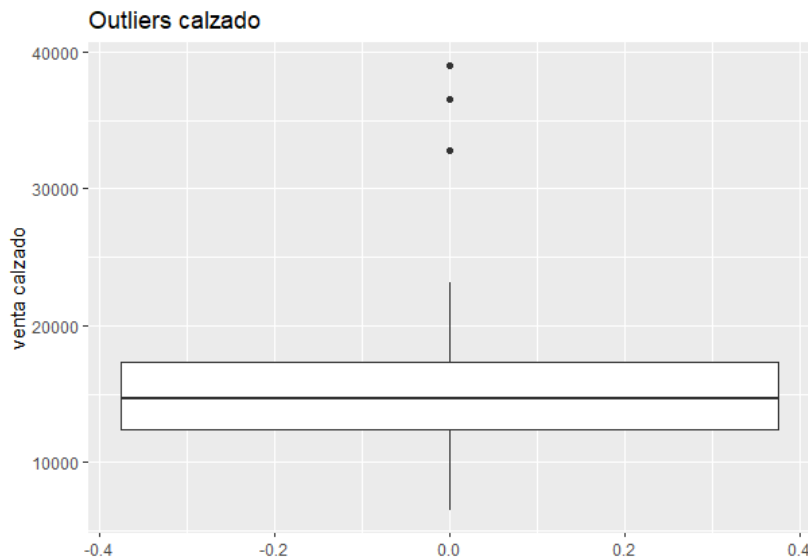


Figura 23 Outliers Calzado R

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 7 Datos calzado

Fecha	Calzado	N datos	Fecha	Calzado	N datos	Fecha	Calzado	N datos
ene-16	6.817	1	ene-17	6.461	13	ene-18	10.952	25
feb-16	6.528	2	feb-17	7.956	14	feb-18	8.320	26
mar-16	17.947	3	mar-17	12.385	15	mar-18	12.218	27
abr-16	15.984	4	abr-17	17.525	16	abr-18	15.491	28
may-16	14.536	5	may-17	13.899	17	may-18	17.522	29
jun-16	11.374	6	jun-17	14.039	18	jun-18	23.144	30
jul-16	17.293	7	jul-17	13.976	19	jul-18	14.839	31
ago-16	15.356	8	ago-17	15.406	20	ago-18	15.221	32
sep-16	12.655	9	sep-17	13.206	21	sep-18	16.324	33
oct-16	12.912	10	oct-17	12.697	22	oct-18	11.764	34
nov-16	15.625	11	nov-17	21.925	23	nov-18	18.027	35
dic-16	36.580	12	dic-17	39.062	24	dic-18	32.835	36

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Se seleccionaron 4 modelos para generar el pronóstico; se utiliza el software libre “R”.

3.5.1 MÉTODO1 HOLTWINTERS – no considera tendencia

No considera la tendencia β , considera la estacionalidad γ .

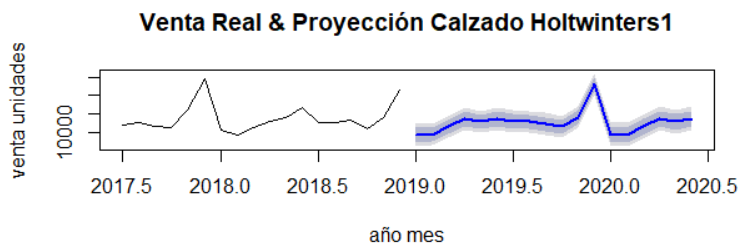


Figura 24 Figura Venta real y pronostico Método 1

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

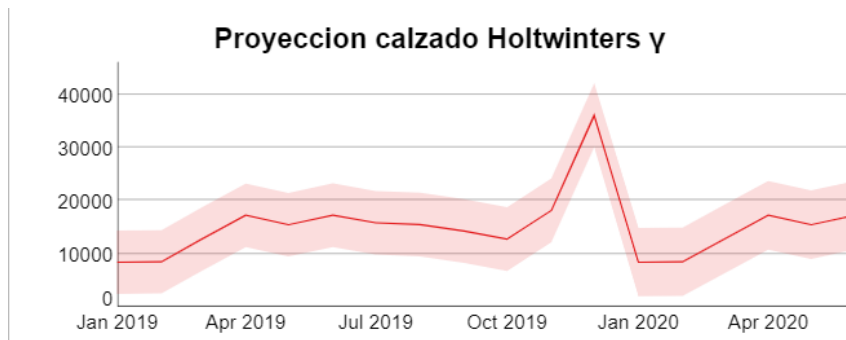


Figura 25 Figura Pronostico Calzado Método 1

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 8 Tabla Datos Pronóstico método 1 calzado

	fit	upr	lwr
ene-19	8.407	14.349	2.464
feb-19	8.495	14.443	2.547
mar-19	12.737	18.691	6.783
abr-19	17.247	23.207	11.287
may-19	15.472	21.437	9.506
jun-19	17.263	23.234	11.291
jul-19	15.844	21.821	9.867
ago-19	15.493	21.475	9.510
sep-19	14.280	20.268	8.291
oct-19	12.752	18.746	6.758
nov-19	18.149	24.149	12.149
dic-19	36.067	42.073	30.062
ene-20	8.407	14.831	1.983
feb-20	8.495	14.925	2.066
mar-20	12.737	19.172	6.302
abr-20	17.247	23.688	10.807
may-20	15.472	21.917	9.026
jun-20	17.263	23.714	10.812

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 9 Tabla Datos Pronóstico método 1 calzado

METODO	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
MÉTODO 1 HOLTWINTERS – no considera tendencia	517,324	3.012,832	1.987,697	2,400	11,210	0,794

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 10 Tabla Medidas de error Método1 calzado

SMOOTHING PARAMETERS	MÉTODO 1
alpha	0,044048
beta	FALSE
gamma	0,555425

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.5.2 MÉTODO2 HOLTWINTERS

Considera la tendencia y la estacionalidad

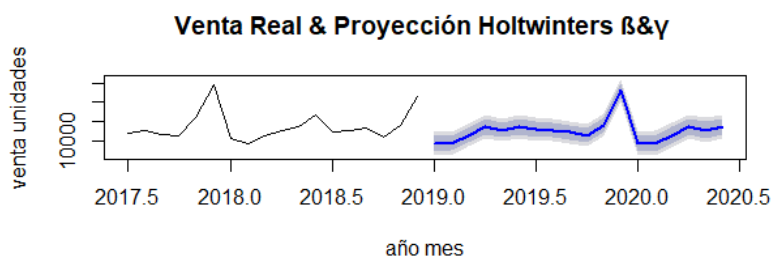


Figura 26 Venta real y pronostico Método 2

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

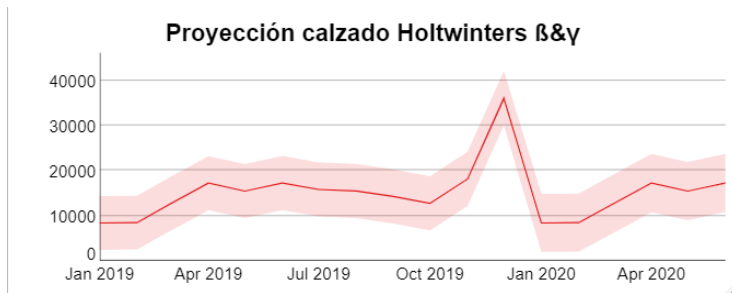


Figura 27 Figura Pronostico Calzado Método 2

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 11 Datos Pronóstico Método 2 calzado

	fit	upr	lwr
ene-19	8.407	14.349	2.464
feb-19	8.495	14.443	2.547
mar-19	12.737	18.691	6.783
abr-19	17.247	23.207	11.287
may-19	15.472	21.437	9.506
jun-19	17.263	23.234	11.291
jul-19	15.844	21.821	9.867
ago-19	15.493	21.475	9.510
sep-19	14.280	20.268	8.291
oct-19	12.752	18.746	6.758
nov-19	18.149	24.149	12.149
dic-19	36.067	42.073	30.062
ene-20	8.407	14.831	1.983
feb-20	8.495	14.925	2.066
mar-20	12.737	19.172	6.302
abr-20	17.247	23.688	10.807
may-20	15.472	21.917	9.026
jun-20	17.263	23.714	10.812

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 12 Medidas de error Método 2 calzado

METODO	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
MÉTODO 2 HOLTWINTERS	517,324	3.012,832	1.987,697	2,400	11,210	0,794

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 13 Tabla Parámetros de Suavizamiento Método 2 calzado

SMOOTHING PARAMETERS	MÉTODO 2
alpha	0,035647
beta	-
gamma	0,348582

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.5.3 METODO3 BATS

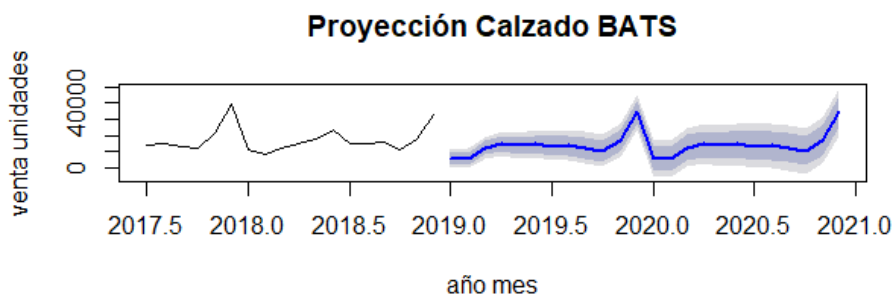


Figura 28 Figura Venta real y pronostico Método 3

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 14 Datos Pronóstico Método 3 calzado

	POINT FORECAST	LO80	HI80	LO95	HI95
ene-19	5.994	2.480	9.508	619	11.369
feb-19	5.881	1.903	9.859	-203	11.965
mar-19	12.554	8.161	16.946	5.836	19.272
abr-19	14.875	10.104	19.647	7.578	22.173
may-19	13.856	8.733	18.978	6.022	21.690
jun-19	14.746	9.295	20.197	6.410	23.082
jul-19	13.689	7.928	19.449	4.879	22.499
ago-19	13.778	7.723	19.832	4.518	23.037
sep-19	12.539	6.204	18.873	2.851	22.227
oct-19	10.838	4.235	17.441	739	20.936
nov-19	16.961	10.100	23.822	6.468	27.454
dic-19	34.494	27.384	41.603	23.621	45.367
ene-20	5.994	-1.279	13.267	-5.130	17.118
feb-20	5.881	-1.627	13.389	-5.602	17.364
mar-20	12.554	4.818	20.290	723	24.385
abr-20	14.875	6.918	22.832	2.706	27.045
may-20	13.856	5.683	22.028	1.357	26.355
jun-20	14.746	6.364	23.128	1.927	27.566

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 15 Medidas de error Método 3 calzado

METODO	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
MÉTODO 3 BATS	337,789	2.742,297	2.217,484	2,765	16,761	0,885

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 16 Tabla Parámetros Método 3 calzado

PARAMETERS	MÉTODO 3
alpha	0,530208
beta	-
gamma	-0,093370

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.5.4 METODO4 ETS

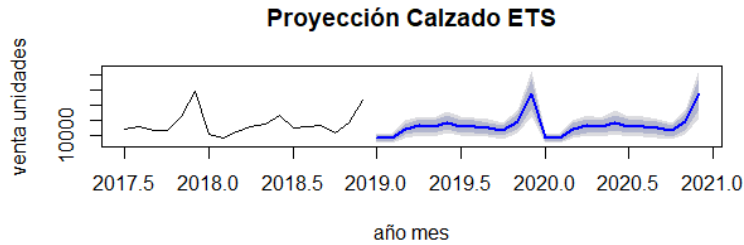


Figura 29 Venta real y pronostico Método 4

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 17 Datos Pronóstico Método 4 calzado

	POINT FORECAST	LO80	HI80	LO95	HI95
ene-19	8.238	6.159	10.317	5.058	11.417
feb-19	7.735	5.773	9.697	4.734	10.736
mar-19	13.893	10.350	17.436	8.474	19.312
abr-19	16.222	12.064	20.381	9.862	22.582
may-19	15.349	11.394	19.304	9.301	21.398
jun-19	18.405	13.638	23.171	11.115	25.694
jul-19	15.851	11.725	19.977	9.541	22.161
ago-19	15.526	11.465	19.588	9.315	21.738
sep-19	14.599	10.761	18.436	8.730	20.468
oct-19	12.729	9.366	16.091	7.586	17.871
nov-19	18.718	13.750	23.687	11.120	26.317
dic-19	37.290	27.344	47.235	22.079	52.500
ene-20	8.238	6.030	10.445	4.862	11.614
feb-20	7.735	5.652	9.818	4.550	10.920
mar-20	13.893	10.135	17.651	8.146	19.641
abr-20	16.222	11.814	20.631	9.480	22.964
may-20	15.349	11.159	19.539	8.941	21.758
jun-20	18.405	13.357	23.452	10.686	26.124

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 18 Medidas de error Método 4 calzado

METODO	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
MÉTODO 4 ETS	27,998	2.415,581	1.854,697	-1,764	12,397	0,740

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 19 Tabla Parámetros Método 4 calzado

PARAMETERS	MÉTODO 4
alpha	0,101000
gamma	

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

3.6 Calculo de Stock de seguridad y política de reabastecimiento

Para el presente estudio únicamente se toma como referencia el cálculo de stock de seguridad y política de abastecimiento para el grupo calzado categoría correr, genero hombre; se utiliza el pronóstico obtenido a través de la aplicación del método 2; asumiendo que estos datos fueron revisados previamente por las funciones involucradas en el proceso, entregando así el pronóstico final Tabla 20.

Tabla 20 Pronóstico de demanda de la Categoría Correr ene-2019 a jun-2020

Fecha	Correr hombre	Correr Infante	Correr Mujer	Correr niño	Total Correr
ene-19	1.234	-	546	404	2.184
feb-19	1.212	-	626	298	2.136
mar-19	2.044	-	1.037	552	3.633
abr-19	2.401	-	1.352	1.175	4.928
may-19	2.075	43	1.381	740	4.239
jun-19	3.132	45	1.203	726	5.106
jul-19	1.880	79	1.051	781	3.791
ago-19	1.786	67	985	1.175	4.013
sep-19	2.235	26	839	824	3.924
oct-19	2.465	-	751	802	4.018
nov-19	3.405	12	1.074	1.373	5.864
dic-19	6.448	23	2.180	2.619	11.270
ene-20	1.234	-	546	404	2.184
feb-20	1.212	-	626	298	2.136
mar-20	2.044	-	1.037	552	3.633
abr-20	2.401	-	1.352	1.175	4.928
may-20	2.075	43	1.381	740	4.239
jun-20	3.132	45	1.203	726	5.106

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Se conoce que la marca que se está analizando realiza la compra 4 veces al año como se detalla en la figura 9 presentada anteriormente; En este caso el tiempo entre pedidos es de 3 meses y el tiempo de espera para re abastecimiento es 1 mes, eso quiere decir que el lead time es fijo mientras que la demanda es variable.

De acuerdo a lo indicado la política de abastecimiento a utilizar es de revisión periódica de demanda variable y lead time fijo, se utiliza el software libre “R” para el cálculo de las medidas necesarias para obtener el modelo.

La demanda que estamos analizando tiene estacionalidad por lo que se debe tomar en cuenta que el Inventario de seguridad debe ser ajustado cada Q, ya que la media y la desviación standard de la demanda va a variar; es por ello que se decide establecer el ajuste cada 3 meses.

Para obtener el Inventario de seguridad del primer Q tabla 21, que corresponde al mes de enero-2019 a marzo-2019 se debe calcular la media de la demanda y la desviación standard, tomando en cuenta que el tiempo de reabastecimiento es de 1 mes y se revisa el inventario cada 3 meses; Se toma como política de reabastecimiento la revisión periódica, se calcula el inventario de seguridad Tabla 23 para la categoría correr considerando un nivel de servicio (CSL) Tabla 22

Tabla 21 demanda Calzado Correr hombre dividido por Q

Fecha	Q	Correr hombre
ene-19	Q1	1.234
feb-19		1.212
mar-19		2.044
abr-19	Q2	2.401
may-19		2.075
jun-19		3.132
jul-19	Q3	1.880
ago-19		1.786
sep-19		2.235
oct-19	Q4	2.465
nov-19		3.405
dic-19		6.448

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 22 Cálculo Nivel de servicio Calzado Correr Hombre

Siglas	Nivel de Servicio Calzado Correr Hombre	
c	costo	54
p	precio	91
s	valor de salvamento	45
Co	Costo exceso de Inventario	9
Cu	Costo escases de Inventario	37
CSL	Nivel de servicio	0,80

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Tabla 23 calculo Inventario de seguridad por Q1-Calzado Correr Hombre

Siglas	Inventario de seguridad Q1	Q1
L	Tiempo de espera para reabastecimiento	1
T	Intervalo de Revisión	3
μ	Promedio de la demanda Q1	1.497
D_{T+L}	Demanda promedio durante los periodos T+L	5.987
σ_D	Desviación de la demanda Q1	474
σ_{T+L}	Desviación de los periodos T+L	948
CSL	Nivel de servicio	0,80
ss	Inventario de Seguridad	813
OUL	NIVEL DE PEDIDO	6800
O	Pedido	4.896

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

CAPÍTULO 4 RESULTADOS

Los diferentes métodos de pronóstico aplicados proporcionan una calidad de pronóstico diferente, es por eso que para estimar la calidad del pronóstico se utilizan las medidas de error. (Montgomery, Douglas C., 2015). De acuerdo a esto, se toma en cuenta dos mediciones para establecer cuál es el método de pronóstico que mejor se ajusta; el MAPE y el MAE (Chase, Charles W, 2013).

Para calzado se establece que el Método 2 HOLTWINTERS, es el adecuado para ser utilizado Tabla 2. Debido a que el MAPE es del 11.2% que comparado con los otros métodos es el que más se ajusta.

Tabla 24 Medición del desempeño de pronóstico – Calzado

METODO	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
MÉTODO 1 HOLTWINTERS – no considera tendencia	517,324	3.012,832	1.987,697	2,400	11,210	0,794
MÉTODO 2 HOLTWINTERS	517,324	3.012,832	1.987,697	2,400	11,210	0,794
MÉTODO 3 BATS	337,789	2.742,297	2.217,484	2,765	16,761	0,885
MÉTODO 4 ETS	27,998	2.415,581	1.854,697	-1,764	12,397	0,740

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Los resultados del pronóstico a nivel de grupo (calzado) fueron los siguientes:

Tabla 25 Resultados método seleccionado a nivel de grupo (calzado)

AÑO-MES	PRONÓSTICO
ene-19	8.407
feb-19	8.495
mar-19	12.737
abr-19	17.247
may-19	15.472
jun-19	17.263
jul-19	15.844
ago-19	15.493
sep-19	14.280
oct-19	12.752

AÑO-MES	PRONÓSTICO
nov-19	18.149
dic-19	36.067
ene-20	8.407
feb-20	8.495
mar-20	12.737
abr-20	17.247
may-20	15.472
jun-20	17.263

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Para el pronóstico de los niveles más bajos se realiza la desagregación por proporciones de la venta histórica.

Tabla 26 Resultados de la desagregación del pronóstico generado de manera agregada.

Categoría	Genero	ene-19	feb-19	mar-19	abr-19	may-19	jun-19	jul-19	ago-19	sep-19	oct-19	nov-19	dic-19	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	
ACTION SPORTS	HOMBRE																			
TOTAL		-	-	-	-	-	24	31	17	10	-	34	41	-	-	-	-	-	24	
	HOMBRE	15	34	43	37	10	26	20	39	33	37	46	98	15	34	43	37	10	26	
	MUJER	1	-	-	-	-	1	-	8	9	7	4	20	1	-	-	-	-	1	
AVENTURA	NIÑO	2	2	-	1	-	17	11	8	6	7	6	18	2	2	-	1	-	17	
TOTAL		18	36	43	38	10	44	31	55	48	51	56	136	18	36	43	38	10	44	
	HOMBRE	1.234	1.212	2.044	2.401	2.075	3.132	1.880	1.786	2.235	2.465	3.405	6.448	1.234	1.212	2.044	2.401	2.075	3.132	
	INFANTE	-	-	-	-	43	45	79	67	26	-	12	23	-	-	-	-	43	45	
	MUJER	546	626	1.037	1.352	1.381	1.203	1.051	985	839	751	1.074	2.180	546	626	1.037	1.352	1.381	1.203	
	NIÑO	404	298	552	1.175	740	726	781	1.175	824	802	1.373	2.619	404	298	552	1.175	740	726	
TOTAL		2.184	2.136	3.633	4.928	4.239	5.106	3.791	4.013	3.924	4.018	5.864	11.270	2.184	2.136	3.633	4.928	4.239	5.106	
	HOMBRE	522	574	481	562	545	591	683	450	395	520	668	1.276	522	574	481	562	545	591	
	MUJER	206	313	314	302	301	230	262	251	270	298	301	465	206	313	314	302	301	230	
	NIÑO	-	8	40	36	30	22	2	-	-	-	15	61	-	8	40	36	30	22	
TOTAL		728	895	835	900	876	843	947	701	665	818	984	1.802	728	895	835	900	876	843	
	HOMBRE	319	256	345	751	721	860	780	694	677	701	976	1.304	319	256	345	751	721	860	
	MUJER	41	40	107	129	84	100	157	162	104	60	61	74	41	40	107	129	84	100	
	NIÑO	100	58	70	157	107	104	122	122	114	90	167	431	100	58	70	157	107	104	
TOTAL		460	354	522	1.037	912	1.064	1.059	978	895	851	1.204	1.809	460	354	522	1.037	912	1.064	
	HOMBRE	260	239	358	542	579	520	554	338	326	363	546	1.151	260	239	358	542	579	520	
	INFANTE	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
	MUJER	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
	NIÑO	144	241	323	566	453	408	354	147	237	364	665	1.441	144	241	323	566	453	408	
TOTAL		404	480	681	1.108	1.032	928	908	485	563	727	1.211	2.592	404	480	681	1.108	1.032	928	
	HOMBRE	512	441	487	622	841	929	779	703	525	572	761	1.706	512	441	487	622	841	929	
	INFANTE	1	-	27	32	21	19	4	8	9	8	17	39	1	-	27	32	21	19	
	MUJER	383	260	336	463	470	691	349	493	371	347	541	1.112	383	260	336	463	470	691	
	NIÑO	158	228	357	742	420	313	295	735	441	216	531	1.303	158	228	357	742	420	313	
Total ENTRENAR		1.054	929	1.207	1.859	1.752	1.952	1.427	1.939	1.346	1.143	1.850	4.160	1.054	929	1.207	1.859	1.752	1.952	
	HOMBRE	1.722	1.654	2.440	2.822	3.116	3.658	3.269	2.852	2.998	1.874	1.747	3.115	1.722	1.654	2.440	2.822	3.116	3.658	
	INFANTE	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
	MUJER	-	1	6	10	10	7	21	3	-	1	-	-	-	1	6	10	10	7	
	NIÑO	634	800	1.198	1.211	1.067	1.398	1.502	1.127	1.168	972	889	1.889	634	800	1.198	1.211	1.067	1.398	
TOTAL		2.356	2.455	3.644	4.043	4.193	5.063	4.792	3.982	4.166	2.847	2.636	5.004	2.356	2.455	3.644	4.043	4.193	5.063	
	HOMBRE	754	683	1.253	1.959	1.503	1.460	1.893	1.773	1.492	1.477	2.490	5.678	754	683	1.253	1.959	1.503	1.460	
	INFANTE	-	-	-	-	1	-	61	81	18	7	12	38	-	-	-	-	1	-	
	MUJER	233	239	417	688	430	294	325	420	371	329	732	1.475	233	239	417	688	430	294	
	NIÑO	211	285	498	683	520	481	573	1.045	778	480	1.071	2.059	211	285	498	683	520	481	
TOTAL		1.198	1.207	2.168	3.330	2.454	2.235	2.852	3.319	2.659	2.293	4.305	9.250	1.198	1.207	2.168	3.330	2.454	2.235	
TOTAL CALZADO		8.407	8.495	12.737	17.247	15.472	17.263	15.844	15.493	14.280	12.752	18.149	36.067	8.407	8.495	12.737	17.247	15.472	17.263	

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Se realiza un cuadro comparativo de las ventas reales dadas en el 2019 vs el pronóstico de demanda cualitativo y el pronóstico obtenido con el Metodo2 de holtwinters a nivel agregado del grupo Calzado y desagregado CALZADO CORRER HOMBRE; obteniendo los siguientes resultados.

Se puede observar en la Tabla 27 que la medida utilizada para medir el desempeño del pronóstico MAPE del Método2 es 23 no difiere en gran medida del

Método cualitativo realizado por la compañía donde el MAPE es 19; se debe tomar en cuenta que el pronóstico resultado del estudio es la línea base estadística que servirá para después ajustarla con el input de las funciones involucradas; si se toma los meses en los que es mayor el MAPE del método 2, son aquellos que se dieron porque en la demanda real se decidió hacer promociones, se conoce que el margen de esta marca en es del 41% y en esos meses el margen es menor; es por ello que el método no lo capturo, debido a que no sucedió en la demanda pasada.

Tal es el ejemplo del mes de abril donde la demanda se dispara por la promoción realizada que llega a tener el 31% de margen; por otra parte, si se observa la Figura 31 podemos ver que el método capturo la estacionalidad y la curva de la demanda, por lo que podemos decir que el método funciona como línea base para ajustarla después con las funciones involucradas e incluir promociones, activaciones u otro factor que inflencie la demanda.

Tabla 27 Cuadro comparativo Calzado

MES	Demanda Real 2019	Pronóstico por Metodo cualitativo	Pronóstico Metodo 2	MAPE Método cualitativo	MAPE Pronóstico Método 2	Margen% Demanda Real
ENE	10.292	10.393	8.407	1	18	35%
FEB	6.974	8.843	8.495	27	22	42%
MAR	12.983	11.945	12.737	8	2	45%
ABR	27.500	15.342	17.247	37	37	31%
MAY	11.166	14.045	15.472	26	39	47%
JUN	11.305	14.696	17.263	30	53	48%
JUL	13.560	13.670	15.844	1	17	46%
AGO	19.265	15.202	15.493	21	20	50%
SEP	13.058	14.362	14.280	10	9	52%
OCT	16.625	12.641	12.752	24	23	34%
NOV	20.765	16.793	18.149	19	13	39%
DIC	51.252	36.454	36.067	29	30	37%
TOTAL 2019	214.745	184.386	192.205	19	23	41%

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

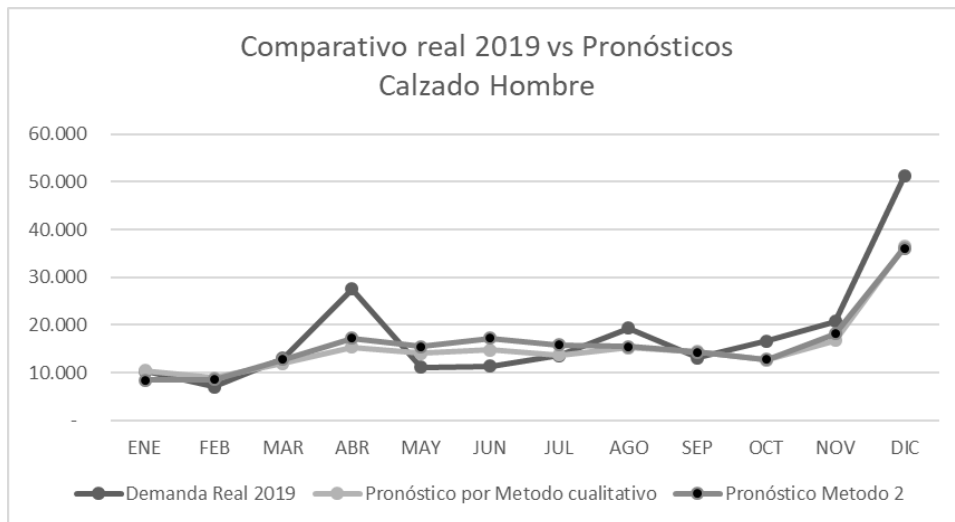


Figura 30 Gráfico comparativo demanda real vs Métodos de pronóstico Calzado

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

Ahora se analiza los resultados de la demanda del grupo calzado la categoría correr hombre; se puede observar que en este caso se cumple lo que se había mencionado en el estudio; es menos preciso realizar pronósticos desagregados; de acuerdo a la Tabla 28 el MAPE del método 2 es 33 mientras que el cualitativo es del 25, se esperaría que después de realizar los ajustes con el input de las funciones de la empresa involucradas en el proceso, el MAPE del método 2 sea menor ya que de la misma manera que en el pronóstico agregado la demanda está influenciada por promociones a lo largo del año que el pronóstico no pudo capturar.

Tabla 28 Cuadro comparativo Calzado correr hombre

MES	Demanda Real 2019	Pronóstico por Metodo cualitativo	Pronóstico Metodo 2	MAPE Método cualitativo	MAPE Pronóstico Método 2	Margen% Demanda Real
ENE	1.499	1.399	1.234	7	18	38%
FEB	573	861	1.212	50	112	49%
MAR	2.082	1.716	2.044	18	2	45%
ABR	4.395	1.979	2.401	55	45	32%
MAY	1.744	1.891	2.075	8	19	49%
JUN	2.204	2.410	3.132	9	42	50%
JUL	1.766	1.673	1.880	5	6	48%
AGO	2.379	1.672	1.786	30	25	47%
SEP	1.663	1.927	2.235	16	34	50%
OCT	3.484	2.179	2.465	37	29	35%
NOV	4.351	3.091	3.405	29	22	39%
DIC	11.298	6.918	6.448	39	43	39%
TOTAL 2019	37.438	27.716	30.317	25	33	41%

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

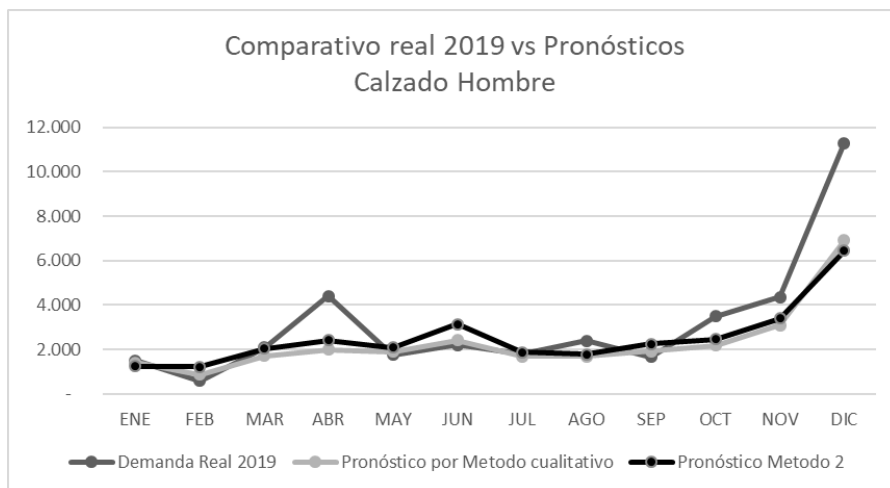


Figura 31 comparativo demanda real vs Métodos de pronóstico Calzado correr hombre

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

De la misma manera que en el pronóstico agregado de acuerdo a la Figura 33 el método capturo la estacionalidad y la curva de la demanda.

En cuanto a el modelo de gestión de Inventarios se utilizará la política de abastecimiento de revisión periódica de demanda variable y lead time fijo específicamente el modelo de vendedor de periódicos, ya que la marca que se analizó hace pedidos 4 veces al año, la demanda que se pronosticó tiene tendencia y estacionalidad por lo que la demanda cambia dependiendo del mes del año en la que se encuentre.

Por esta razón los pedidos, el inventario de seguridad va a ser revisado cada 3 meses, y las compras se establecen para cubrir la venta de 3 meses.

Obteniendo los siguientes resultados de pedidos e inventario de seguridad por Q para el año 2019 Tabla 29.

Tabla 29 Inventario de seguridad y pedidos por Q

Siglas	Inventario de seguridad Q1	Q1	Q2	Q3	Q4
L	Tiempo de espera para reabastecimiento	1	1	1	1
T	Intervalo de Revisión	3	3	3	3
μ	Promedio de la demanda Q1	1.497	2.536	1.967	4.106
D_{T+L}	Demanda promedio durante los periodos T+L	5.987	10.144	7.868	16.424
σ_D	Desviación de la demanda Q1	474	541	237	2082
σ_{T+L}	Desviación de los periodos T+L	948	1083	474	4164
CSL	Nivel de servicio	0,80	0,80	0,80	0,80
ss	Inventario de Seguridad	813	928	406	3570
OUL	NIVEL DE PEDIDO	6800	11072	8274	19994
O	Pedido	4.896	8.072	6.104	14.103

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

De acuerdo a la información con la que se cuenta en la Tabla 30 vemos que la cantidad de pedido real que se realizó en el 2019 es incluso mayor a las ventas reales de

ese año, esa es la razón por la que se dieron las promociones, por otro lado, si vemos la cantidad de pedido que se realiza mediante el modelo de vendedor de periódicos vemos que va más acorde a la demanda; por lo que se asume que, de haberse comprado la cantidad dada por el modelo, las promociones no serían agresivas.

Tabla 30 comparativo pedidos

TEMPORADA	Pedido Real 2019	Pedido vendedor de periódicos
Q1	7.860	4.896
Q2	15.565	8.072
Q3	13.595	6.104
Q4	11.215	14.103
total 2019	48.235	33.175
Demanda 2019	27.716	30.317

Realizado por: Katherin Chacón

Fuente: Investigación

CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

1. Actualmente la compañía no utiliza un software en la elaboración y análisis de los métodos estadísticos para elaborar las bases del pronóstico que se deben utilizar para el proceso de S&OP, el método utilizado es cualitativo con un análisis numérico que se lo hace en Excel, esto hace que la carga operativa de las personas responsables del pronóstico sea bastante alta, se manejan más de 20 marcas en distintos canales de distribución y puntos de venta; no existen un modelo de pronóstico cuantitativo para proyectar la demanda; por esta razón en cuanto a tiendas Retail se propone utilizar el método de HOLT-WINTERS que capta los componentes de las series de tiempo, que se pudo observar tiene los datos.
2. Establecer las Jerarquías de producto y el nivel de agregación correctamente, de manera que el proceso de planear la demanda funcione, puesto que es determinante saber el nivel de agregación para que un pronóstico sea más preciso y se pueda tener menor incertidumbre de la demanda, de esta manera se puede reducir el inventario de seguridad.
3. Los métodos de pronóstico funcionan siempre y cuando se realice un análisis previo del tipo de datos con los que se cuenta; un correcto análisis de los mismos; identificando que componentes se encuentran presentes en la demanda se puede determinar y encaminar que modelos cuantitativos probar y utilizar, también se puede concluir que es determinante que las personas que revisen los métodos de pronóstico conozcan el mercado, el producto y el comportamiento de la demanda, eso ayuda a definir ciertos parámetros;

como se menciona antes, la Jerarquía de producto, el nivel de agregación, el horizonte de pronóstico.

4. No se realizan revisiones periódicas de los Inventarios, si bien es cierto existen reuniones donde se revisan los datos de inventarios, no hay una política clara y lineamientos donde se indique las medidas que se van a utilizar para establecer los pedidos; es así que se recomienda el uso del modelo de vendedor de periódicos como política de re- abastecimiento, el cálculo de nivel de servicio por marca y el inventario de seguridad.
5. Si bien es cierto los métodos utilizados han funcionado, pero si se requiere mejorar y dejar la operatividad es importante manejar métodos cuantitativos mediante un software.

5.2 Recomendaciones

1. Se recomienda el uso de un software que permita realizar y evaluar los métodos cuantitativos que pueden ser utilizados para predecir la demanda; si bien es cierto muchas compañías utilizan únicamente la experiencia de los ejecutivos es importante conocer que tenemos a disposición un software libre que nos permite trabajar los pronósticos, eliminando así gran parte operativa y evitando el sesgo.
2. No solo se debe centrar en el método cualitativo o método cuantitativo, el éxito de un pronóstico es combinar los dos.
3. Para la aplicación de cualquier método de pronóstico es necesario que los dueños del pronóstico conozcan los métodos para que puedan evaluarlos y utilizarlos de la manera correcta; por ello es necesario que las personas

dueñas del pronóstico sean capacitadas y puedan entender su uso tanto de los métodos cuantitativos como los cualitativos para que puedan tomar las ventajas de cada método y usarlas en el contexto de la compañía.

4. Se debe medir el desempeño del pronóstico y monitorearlo para mejorar el método de pronóstico.
5. Los pronósticos agregados son más precisos, es necesario también enfocarse en el método de pronóstico de los niveles desagregados; existen métodos que pueden llegar a acercarse más a la realidad y capturar de mejor manera la demanda por lo que se recomienda el uso de desagregación por proporciones del pronóstico; para que el pronóstico incremente su precisión.
6. Se recomienda implementar políticas de inventario para evitar que los pedidos que se realicen, no estén alineados con la demanda.

Anexo 1 Códigos en R

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

```
head(grupo)

#transformar a serie de tiempo

zap=ts(grupo$Calzado,frequency = 12,start = c(2016,1))

#graficar componentes
zapComponentes=decompose(zap)
plot(zapComponentes)

#grafico de la serie de tiempo
ggplot(zap, aes (x=grupo$Fecha, y=grupo$Calzado))+
  geom_line(size=1.3,color="light blue")+
  xlab("AÑO MES")+
  ylab("VENTA UNIDADES")+
  ggtitle("VENTAS HISTORICAS CALZADO")

#Análisis descriptivo de la serie de tiempo
summary(zap)

#Metodo Holtwinters sin componente tendencia , solo considera la estacionalidad

#Gráfico de los datos proyectados

fit1 <- HoltWinters(zap, beta = FALSE)
proyeccion1 = predict(fit1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
dygraph(proyeccion1,main = "Proyeccion calzado Holtwinters  $\gamma$ ")%>%
  dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
  dySeries(c("Iwr", "fit", "upr"),label = "Venta Unidades")%>%
  dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))

#visualizar tabla de datos
proyeccion1

write.csv(proyeccion1,"proyeccion1.csv")

#venta real + pronostico
modelo1=HoltWinters(zap,beta =FALSE)
pronostico1=forecast(modelo1,18)
plot(pronostico1,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Proyección Calzado Holtwinters1")
pronostico1

#resumen del modelo aplicado Errores

summary(pronostico1)

#2modelo de holtwinters con tendencia y compotente estacional

fit2 <- HoltWinters(zap)
proyeccion2 = predict(fit1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
```

```

dygraph(proyeccion2,main = "Proyección calzado Holtwinters  $\beta$  &  $\gamma$  ")%>%
  dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
  dySeries(c("lwr", "fit", "upr"),label = "Venta Unidades")%>%
  dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))

#visualizar tabla de datos
proyeccion2
write.csv(proyeccion2,"proyeccion2.csv")

#venta real + pronostico
modelo2=HoltWinters(zap)
pronostico2=forecast(modelo2,18)
plot(pronostico2,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Proyección Holtwinters  $\beta$  &  $\gamma$  ")
pronostico2

#resumen del modelo aplicado Errores

summary(pronostico2)

#4 BATS BOX-COX TRANSFORMATION(DISTRIBUCION NORMAL),ARMA ERRORS,TRENDS SEASONAL COMPONENTS

modelo4=bats(y=zap)
pronostico4=predict(modelo4,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
autoplot(pronostico4)
plot(forecast(modelo4),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Proyección Calzado BATS")
)
pronostico4
write.csv(pronostico4,"pronostico4.csv")

summary(pronostico4)

#5 ETS EXPONENTIAL SMOOTHING STATE SPACE MODEL

modelo5=ets(y=zap)
pronostico5=predict(modelo5,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
autoplot(pronostico5)
plot(forecast(modelo5),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Proyección Calzado ETS")
summary(pronostico5)
pronostico5
write.csv(pronostico5,"pronostico5.csv")

#ROPA

#transformar a serie de tiempo

ropa=ts(grupo$Ropa,frequency = 12,start = c(2016,1))

#graficar componentes
ropComponentes=decompose(ropa)
plot(ropComponentes)

#grafico de la serie de tiempo
ggplot(ropa, aes(x=grupo$Fecha, y=grupo$Ropa))+

```

```

geom_line(size=1.3,color="light blue")+
xlab("AÑO MES")+
ylab("VENTA UNIDADES")+
ggtitle("VENTAS HISTORICAS ROPA")

#Análisis descriptivo de la serie de tiempo
summary(ropa)

#Metodo Holtwinters sin componente tendencia , solo considera la estacionalidad

#Gráfico de los datos proyectados

fitR1 <- HoltWinters(ropa, beta = FALSE)
proyeccionR1 = predict(fitR1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
dygraph(proyeccionR1,main = "Proyeccion ropa Holtwinters  $\gamma$ ")%>%
  dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
  dySeries(c("lwr", "fit", "upr"),label = "Venta Unidades")%>%
  dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))

#visualizar tabla de datos
proyeccionR1

#venta real + pronostico
modeloR1=HoltWinters(ropa,beta =FALSE)
pronosticoR1=forecast(modeloR1,18)
plot(pronosticoR1,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Pronóstico Holtwinters")
pronosticoR1

#resumen del modelo aplicado Errores

summary(pronosticoR1)

#2modelo de holtwinters con tendencia y compotente estacional

fitR2 <- HoltWinters(ropa)
proyeccionR2 = predict(fitR1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
dygraph(proyeccionR2,main = "Proyeccion Ropa Holtwinters  $\beta$ & $\gamma$  ")%>%
  dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
  dySeries(c("lwr", "fit", "upr"),label = "Venta Unidades")%>%
  dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))

py=window(proyeccionR2,start=2019)

#visualizar tabla de datos
proyeccionR2

#venta real + pronostico
modeloR2=HoltWinters(ropa)
pronosticoR2=forecast(modeloR2,18)
plot(pronosticoR2,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Pronóstico Holtwinters  $\beta$ & $\gamma$  ")
pronosticoR2

#resumen del modelo aplicado Errores

summary(pronosticoR2)

```

#4 BATS BOX-COX TRANSFORMATION(DISTRIBUCION NORMAL),ARMA ERRORS,TREND S EASONAL COMPONENTS

```
modeloR4=bats(y=ropa)
pronosticoR4=predict(modeloR4,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
autoplot(pronosticoR4)
plot(forecast(modeloR4),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Pronóstico Ropa BATS")
summary(pronosticoR4)
```

#5 ETS EXPONENTIAL SMOOTHING STATE SPACE MODEL

```
modeloR5=ets(y=ropa)
pronosticoR5=predict(modeloR5,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
autoplot(pronosticoR5)
plot(forecast(modeloR5),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Pronóstico Ropa ETS")
summary(pronosticoR5)
```

#modelo Inventarios

#se transforma a serie de tiempo

```
corh=ts(COR$`Correr hombre`,frequency = 12,start = c(2019,1))
```

#medias centrales de todos los datos del documento COR HOMBRE

```
summary(COR$`Correr hombre`)
mediaCORH=mean(COR$`Correr hombre`)
mediaCORH
```

#CALCULO DESVIACIÓN STANDARD DE LOS DATOS DE CORRER HOMBRE

```
sdCORH=sd(COR$`Correr hombre`)
sdCORH
```

#CALCULO COEFICIENTE DE VARIACIÓN

#coeficiente de variacion

```
coeficientevarCORH=sdCORH/mediaCORH
coeficientevarCORH
```

#MODELO NEWS VENDOR

```
p=91
c=54
s=45
```

#nivel de servicio

```
Co=(c-s)
Cu=(p-c)
CSLCORH=Cu/(Cu+Co)
CSLCORH
```

```
factorniveldeservicio=qnorm(CSLCORH)
```

#factor nivel de servicio

```
factorniveldeservicio=qnorm(CSLCORH)
factorniveldeservicio
```

```
#agregar en Trimestres , divido la data en las partes que necesito por temporada son 4
```

```
Trimestres=aggregate(corh,nfrequency = 4)
Trimestres
```

```
#llamar los datos de manera rápida por q, para escribir secuencias
```

```
Q1=corh[seq(1,3)]
Q1
Q2=corh[seq(4,6)]
Q2
Q3=corh[seq(7,9)]
Q3
Q4=corh[seq(10,12)]
Q4
```

```
#Inventario de seguridad de Q1
```

```
L=1
T1=3
mediaQ1=mean(Q1)
mediaQ1
demandaperiodoQ1=(L+T1)*mediaQ1
demandaperiodoQ1
DesQ1=sd(Q1)
DesQ1
DesperiodosQ1=(sqrt(L+T1))*DesQ1
DesperiodosQ1
CSLCORH
SSQ1=factorniveldeservicio*DesperiodosQ1
SSQ1
OULQ1=demandaperiodoQ1+SSQ1
OULQ1
```

```
#Pedidos
```

```
OQ1=Trimestres[1]+factorniveldeservicio*DesQ1
OQ1
```

```
#Inventario de seguridad de Q2
```

```
L=1
T1=3
mediaQ2=mean(Q2)
mediaQ2
demandaperiodoQ2=(L+T1)*mediaQ2
demandaperiodoQ2
DesQ2=sd(Q2)
DesQ2
DesperiodosQ2=(sqrt(L+T1))*DesQ2
DesperiodosQ2
CSLCORH
SSQ2=factorniveldeservicio*DesperiodosQ2
SSQ2
OULQ2=demandaperiodoQ2+SSQ2
```


OULQ2

#Pedidos

OQ2=Trimestres[2]+factorniveldeservicio*DesQ2
OQ2

#Inventario de seguridad de Q3

L=1
T1=3
mediaQ3=mean(Q3)
mediaQ3
demandaperiodoQ3=(L+T1)*mediaQ3
demandaperiodoQ3
DesQ3=sd(Q3)
DesQ3
DesperiodosQ3=(sqrt(L+T1))*DesQ3
DesperiodosQ3
CSLCORH
SSQ3=factorniveldeservicio*DesperiodosQ3
SSQ3
OULQ3=demandaperiodoQ3+SSQ3
OULQ3

#Pedidos

OQ3=Trimestres[3]+factorniveldeservicio*DesQ3
OQ3

#Inventario de seguridad de Q4

L=1
T1=3
mediaQ4=mean(Q4)
mediaQ4
demandaperiodoQ4=(L+T1)*mediaQ4
demandaperiodoQ4
DesQ4=sd(Q4)
DesQ4
DesperiodosQ4=(sqrt(L+T1))*DesQ4
DesperiodosQ4
CSLCORH
SSQ4=factorniveldeservicio*DesperiodosQ4
SSQ4
OULQ4=demandaperiodoQ4+SSQ4
OULQ4

#Pedidos

OQ4=Trimestres[4]+factorniveldeservicio*DesQ4
OQ4

ANEXO 2 resultados en R

```

> head(grupo)
# A tibble: 6 x 4
  Fecha          Calzado Ropa Accesorios
  <dtm>          <dbl> <dbl>    <dbl>
1 2016-01-01 00:00:00 6817 10496 10406
2 2016-02-01 00:00:00 6528 9422 10381
3 2016-03-01 00:00:00 17947 21003 12562
4 2016-04-01 00:00:00 15984 16824 14028
5 2016-05-01 00:00:00 14536 18948 17358
6 2016-06-01 00:00:00 11374 18139 13401
> zap=ts(grupo$Calzado,frequency = 12,start = c(2016,1))
> #graficar componentes
> zapComponentes=decompose(zap)
> plot(zapComponentes)
> #grafico de la serie de tiempo
> ggplot(zap, aes(x=grupo$Fecha, y=grupo$Calzado))+
+ geom_line(size=1.3,color="light blue")+
+ xlab("AÑO MES")+
+ ylab("VENTA UNIDADES")+
+ ggtitle("VENTAS HISTORICAS CALZADO")
> #Análisis descriptivo de la serie de tiempo
> summary(zap)
  Min. 1st Qu.  Median   Mean 3rd Qu.  Max.
  6461  12343  14688  15800 17350 39062
> fit1 <- HoltWinters(zap, beta = FALSE)
> proyeccion1 = predict(fit1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
> dygraph(proyeccion1,main = "Proyeccion calzado Holtwinters  $\gamma$ ")%>%
+ dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
+ dySeries(c("lwr","fit","upr"),label = "Venta Unidades")%>%
+ dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))
> #viasualizar tabla de datos
> proyeccion1
      fit upr lwr
Jan 2019 8407 14349 2464
Feb 2019 8495 14443 2547
Mar 2019 12737 18691 6783
Apr 2019 17247 23207 11287
May 2019 15472 21437 9506
Jun 2019 17263 23234 11291
Jul 2019 15844 21821 9867
Aug 2019 15493 21475 9510
Sep 2019 14280 20268 8291
Oct 2019 12752 18746 6758
Nov 2019 18149 24149 12149
Dec 2019 36067 42073 30062
Jan 2020 8407 14831 1983
Feb 2020 8495 14925 2066
Mar 2020 12737 19172 6302
Apr 2020 17247 23688 10807
May 2020 15472 21917 9026
Jun 2020 17263 23714 10812
> write.csv(proyeccion1,"proyeccion1.csv")
> #venta real + pronostico
> modelo1=HoltWinters(zap,beta =FALSE)
> pronostico1=forecast(modelo1,18)
> plot(pronostico1,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Proyección Calza
do Holtwinters1")
> pronostico1

```

```

Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      8407 4521 12292 2464 14349
Feb 2019      8495 4606 12385 2547 14443
Mar 2019      12737 8844 16630 6783 18691
Apr 2019      17247 13350 21144 11287 23207
May 2019      15472 11571 19372 9506 21437
Jun 2019      17263 13358 21167 11291 23234
Jul 2019      15844 11936 19752 9867 21821
Aug 2019      15493 11581 19405 9510 21475
Sep 2019      14280 10364 18195 8291 20268
Oct 2019      12752 8832 16671 6758 18746
Nov 2019      18149 14226 22072 12149 24149
Dec 2019      36067 32140 39994 30062 42073
Jan 2020      8407 4206 12608 1983 14831
Feb 2020      8495 4291 12699 2066 14925
Mar 2020      12737 8529 16944 6302 19172
Apr 2020      17247 13036 21458 10807 23688
May 2020      15472 11257 19686 9026 21917
Jun 2020      17263 13045 21481 10812 23714
> summary(pronostico1)

```

Forecast method: HoltWinters

Model Information:

Holt-Winters exponential smoothing without trend and with additive seasonal component.

Call:

HoltWinters(x = zap, beta = FALSE)

Smoothing parameters:

alpha: 0.044

beta : FALSE

gamma: 0.36

Coefficients:

[,1]

a 15665

s1 -7258

s2 -7170

s3 -2929

s4 1582

s5 -194

s6 1597

s7 179

s8 -173

s9 -1386

s10 -2914

s11 2484

s12 20402

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1

Training set 517 3013 1988 2.4 11 0.79 0.065

Forecasts:

Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95

Jan 2019 8407 4521 12292 2464 14349

Feb 2019 8495 4606 12385 2547 14443

Mar 2019 12737 8844 16630 6783 18691

Apr 2019 17247 13350 21144 11287 23207

```

May 2019      15472 11571 19372 9506 21437
Jun 2019      17263 13358 21167 11291 23234
Jul 2019      15844 11936 19752 9867 21821
Aug 2019      15493 11581 19405 9510 21475
Sep 2019      14280 10364 18195 8291 20268
Oct 2019      12752 8832 16671 6758 18746
Nov 2019      18149 14226 22072 12149 24149
Dec 2019      36067 32140 39994 30062 42073
Jan 2020      8407 4206 12608 1983 14831
Feb 2020      8495 4291 12699 2066 14925
Mar 2020      12737 8529 16944 6302 19172
Apr 2020      17247 13036 21458 10807 23688
May 2020      15472 11257 19686 9026 21917
Jun 2020      17263 13045 21481 10812 23714
> fit2 <- HoltWinters(zap)
> proyeccion2 = predict(fit1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
> dygraph(proyeccion2,main = "Proyección calzado Holtwinters  $\beta$  &  $\gamma$  ")%>%
+ dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
+ dySeries(c("lwr","fit","upr"),label = "Venta Unidades")%>%
+ dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))
> #visualizar tabla de datos
> proyeccion2
      fit upr lwr
Jan 2019 8407 14349 2464
Feb 2019 8495 14443 2547
Mar 2019 12737 18691 6783
Apr 2019 17247 23207 11287
May 2019 15472 21437 9506
Jun 2019 17263 23234 11291
Jul 2019 15844 21821 9867
Aug 2019 15493 21475 9510
Sep 2019 14280 20268 8291
Oct 2019 12752 18746 6758
Nov 2019 18149 24149 12149
Dec 2019 36067 42073 30062
Jan 2020 8407 14831 1983
Feb 2020 8495 14925 2066
Mar 2020 12737 19172 6302
Apr 2020 17247 23688 10807
May 2020 15472 21917 9026
Jun 2020 17263 23714 10812
> write.csv(proyeccion2,"proyeccion2.csv")
> #venta real + pronostico
> modelo2=HoltWinters(zap)
> pronostico2=forecast(modelo2,18)
> plot(pronostico2,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Proyección Holtw
inters  $\beta$  &  $\gamma$  ")
> pronostico2
      Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      8410 4537 12283 2487 14333
Feb 2019      8529 4654 12404 2602 14456
Mar 2019     12773 8895 16651 6842 18703
Apr 2019     17290 13409 21170 11355 23224
May 2019     15486 11603 19369 9548 21424
Jun 2019     17267 13382 21152 11325 23209
Jul 2019     15927 12039 19814 9981 21872
Aug 2019     15551 11661 19441 9602 21500
Sep 2019     14324 10431 18216 8371 20277
Oct 2019     12827 8932 16722 6870 18784
Nov 2019     18197 14300 22095 12237 24158

```

```

Dec 2019      36154 32255 40054 30190 42119
Jan 2020      8461  4304 12619  2104 14819
Feb 2020      8580  4421 12740  2219 14941
Mar 2020     12824  8662 16986  6459 19189
Apr 2020     17341 13177 21505 10972 23709
May 2020     15537 11371 19703  9165 21909
Jun 2020     17318 13149 21487 10943 23693
> summary(pronostico2)

```

Forecast method: HoltWinters

Model Information:

Holt-Winters exponential smoothing with trend and additive seasonal component.

Call:

HoltWinters(x = zap)

Smoothing parameters:

alpha: 0.036

beta : 0

gamma: 0.35

Coefficients:

[,1]

a 15675.9

b 4.3

s1 -7269.8

s2 -7155.4

s3 -2915.7

s4 1596.7

s5 -211.4

s6 1565.5

s7 220.9

s8 -158.9

s9 -1390.4

s10 -2891.7

s11 2474.7

s12 20427.4

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1

Training set 532 3006 1968 2.5 11 0.79 0.064

Forecasts:

Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95

Jan 2019 8410 4537 12283 2487 14333

Feb 2019 8529 4654 12404 2602 14456

Mar 2019 12773 8895 16651 6842 18703

Apr 2019 17290 13409 21170 11355 23224

May 2019 15486 11603 19369 9548 21424

Jun 2019 17267 13382 21152 11325 23209

Jul 2019 15927 12039 19814 9981 21872

Aug 2019 15551 11661 19441 9602 21500

Sep 2019 14324 10431 18216 8371 20277

Oct 2019 12827 8932 16722 6870 18784

Nov 2019 18197 14300 22095 12237 24158

Dec 2019 36154 32255 40054 30190 42119

Jan 2020 8461 4304 12619 2104 14819

Feb 2020 8580 4421 12740 2219 14941

Mar 2020 12824 8662 16986 6459 19189

```

Apr 2020      17341 13177 21505 10972 23709
May 2020      15537 11371 19703  9165 21909
Jun 2020      17318 13149 21487 10943 23693
> modelo4=bats(y=zap)
> pronostico4=predict(modelo4,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
> autoplot(pronostico4)
> plot(forecast(modelo4),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Proyección Calzado BAT
S")
> pronostico4
      Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      5994 2480 9508  619 11369
Feb 2019      5881 1903 9859 -203 11965
Mar 2019     12554 8161 16946 5836 19272
Apr 2019     14875 10104 19647 7578 22173
May 2019     13856 8733 18978 6022 21690
Jun 2019     14746 9295 20197 6410 23082
Jul 2019     13689 7928 19449 4879 22499
Aug 2019     13778 7723 19832 4518 23037
Sep 2019     12539 6204 18873 2851 22227
Oct 2019     10838 4235 17441  739 20936
Nov 2019     16961 10100 23822 6468 27454
Dec 2019     34494 27384 41603 23621 45367
Jan 2020      5994 -1279 13267 -5130 17118
Feb 2020      5881 -1627 13389 -5602 17364
Mar 2020     12554 4818 20290  723 24385
Apr 2020     14875 6918 22832 2706 27045
May 2020     13856 5683 22028 1357 26355
Jun 2020     14746 6364 23128 1927 27566
Jul 2020     13689 5102 22276  556 26821
Aug 2020     13778 4991 22565  340 27216
Sep 2020     12539 3557 21521 -1198 26276
Oct 2020     10838 1664 20011 -3192 24867
Nov 2020     16961 7600 26322 2645 31277
Dec 2020     34494 24950 44038 19897 49091
> write.csv(pronostico4,"pronostico4.csv")
> summary(pronostico4)

```

Forecast method: BATS(1, {0,0}, -, {12})

Model Information:

BATS(1, {0,0}, -, {12})

Call: bats(y = zap)

Parameters

Alpha: 0.53

Gamma Values: -0.093

Seed States:

```

[,1]
[1,] 7831
[2,] 20276
[3,] 2657
[4,] -3396
[5,] -1776
[6,] -495
[7,] -439
[8,] 393
[9,] -458
[10,] 572

```

[11,] -1564
[12,] -8131
[13,] -7640

Sigma: 2742
AIC: 729

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set 338 2742 2217 2.8 17 0.89 0.057

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2019	5994	2480	9508	619	11369	
Feb 2019	5881	1903	9859	-203	11965	
Mar 2019	12554	8161	16946	5836	19272	
Apr 2019	14875	10104	19647	7578	22173	
May 2019	13856	8733	18978	6022	21690	
Jun 2019	14746	9295	20197	6410	23082	
Jul 2019	13689	7928	19449	4879	22499	
Aug 2019	13778	7723	19832	4518	23037	
Sep 2019	12539	6204	18873	2851	22227	
Oct 2019	10838	4235	17441	739	20936	
Nov 2019	16961	10100	23822	6468	27454	
Dec 2019	34494	27384	41603	23621	45367	
Jan 2020	5994	-1279	13267	-5130	17118	
Feb 2020	5881	-1627	13389	-5602	17364	
Mar 2020	12554	4818	20290	723	24385	
Apr 2020	14875	6918	22832	2706	27045	
May 2020	13856	5683	22028	1357	26355	
Jun 2020	14746	6364	23128	1927	27566	
Jul 2020	13689	5102	22276	556	26821	
Aug 2020	13778	4991	22565	340	27216	
Sep 2020	12539	3557	21521	-1198	26276	
Oct 2020	10838	1664	20011	-3192	24867	
Nov 2020	16961	7600	26322	2645	31277	
Dec 2020	34494	24950	44038	19897	49091	

```
> modelo5=ets(y=zap)
> pronostico5=predict(modelo5,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
> autoplot(pronostico5)
> plot(forecast(modelo5),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Proyección Calzado ETS"
)
> summary(pronostico5)
```

Forecast method: ETS(M,N,M)

Model Information:
ETS(M,N,M)

Call:
ets(y = zap)

Smoothing parameters:
alpha = 0.101
gamma = 1e-04

Initial states:
l = 15915.1761
s = 2.3 1.2 0.79 0.9 0.96 0.98
1.1 0.95 1 0.86 0.48 0.51

sigma: 0.2

AIC AICc BIC
715 739 738

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set 28 2416 1855 -1.8 12 0.74 0.063

Forecasts:

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2019	8238	6159	10317	5058	11417
Feb 2019	7735	5773	9697	4734	10736
Mar 2019	13893	10350	17436	8474	19312
Apr 2019	16222	12064	20381	9862	22582
May 2019	15349	11394	19304	9301	21398
Jun 2019	18405	13638	23171	11115	25694
Jul 2019	15851	11725	19977	9541	22161
Aug 2019	15526	11465	19588	9315	21738
Sep 2019	14599	10761	18436	8730	20468
Oct 2019	12729	9366	16091	7586	17871
Nov 2019	18718	13750	23687	11120	26317
Dec 2019	37290	27344	47235	22079	52500
Jan 2020	8238	6030	10445	4862	11614
Feb 2020	7735	5652	9818	4550	10920
Mar 2020	13893	10135	17651	8146	19641
Apr 2020	16222	11814	20631	9480	22964
May 2020	15349	11159	19539	8941	21758
Jun 2020	18405	13357	23452	10686	26124
Jul 2020	15851	11484	20217	9173	22529
Aug 2020	15526	11230	19823	8956	22097
Sep 2020	14599	10541	18656	8393	20804
Oct 2020	12729	9175	16282	7294	18163
Nov 2020	18718	13470	23966	10692	26744
Dec 2020	37290	26790	47790	21231	53348

> pronostico5

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2019	8238	6159	10317	5058	11417
Feb 2019	7735	5773	9697	4734	10736
Mar 2019	13893	10350	17436	8474	19312
Apr 2019	16222	12064	20381	9862	22582
May 2019	15349	11394	19304	9301	21398
Jun 2019	18405	13638	23171	11115	25694
Jul 2019	15851	11725	19977	9541	22161
Aug 2019	15526	11465	19588	9315	21738
Sep 2019	14599	10761	18436	8730	20468
Oct 2019	12729	9366	16091	7586	17871
Nov 2019	18718	13750	23687	11120	26317
Dec 2019	37290	27344	47235	22079	52500
Jan 2020	8238	6030	10445	4862	11614
Feb 2020	7735	5652	9818	4550	10920
Mar 2020	13893	10135	17651	8146	19641
Apr 2020	16222	11814	20631	9480	22964
May 2020	15349	11159	19539	8941	21758
Jun 2020	18405	13357	23452	10686	26124
Jul 2020	15851	11484	20217	9173	22529
Aug 2020	15526	11230	19823	8956	22097
Sep 2020	14599	10541	18656	8393	20804
Oct 2020	12729	9175	16282	7294	18163


```

Nov 2020      18718 13470 23966 10692 26744
Dec 2020      37290 26790 47790 21231 53348
> write.csv(pronostico5,"pronostico5.csv")
> ropa=ts(grupo$Ropa,frequency = 12,start = c(2016,1))
> #graficar componentes
> ropComponentes=decompose(ropa)
> plot(ropComponentes)
> #grafico de la serie de tiempo
> ggplot(ropa, aes(x=grupo$Fecha, y=grupo$Ropa))+
+ geom_line(size=1.3,color="light blue")+
+ xlab("AÑO MES")+
+ ylab("VENTA UNIDADES")+
+ ggtitle("VENTAS HISTORICAS ROPA")
> #Analisis descriptivo de la serie de tiempo
> summary(ropa)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.   Max.
  9422  11156  16168  17099  18748  42463
> fitR1 <- HoltWinters(ropa, beta = FALSE)
> proyeccionR1 = predict(fitR1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
> dygraph(proyeccionR1,main = "Proyeccion ropa Holtwinters  $\gamma$ ")%>%
+ dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
+ dySeries(c("lwr","fit","upr"),label = "Venta Unidades")%>%
+ dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))
> #viasualizar tabla de datos
> proyeccionR1
      fit upr lwr
Jan 2019 6135 13663 -1393
Feb 2019 5695 13722 -2331
Mar 2019 6118 14614 -2377
Apr 2019 8860 17800  -80
May 2019 12241 21605  2878
Jun 2019 18914 28683  9146
Jul 2019 13297 23454  3140
Aug 2019 5909 16441 -4622
Sep 2019 4793 15686 -6101
Oct 2019 7708 18952 -3535
Nov 2019 13300 24883  1717
Dec 2019 33540 45453 21627
Jan 2020 6135 19447 -7177
Feb 2020 5695 19295 -7905
Mar 2020 6118 20000 -7764
Apr 2020 8860 23018 -5299
May 2020 12241 26671 -2188
Jun 2020 18914 33610  4219
> #venta real + pronostico
> modeloR1=HoltWinters(ropa,beta =FALSE)
> pronosticoR1=forecast(modeloR1,18)
> plot(pronosticoR1,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Pronóstico Holt
winters")
> pronosticoR1
      Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      6135  1213 11057 -1393 13663
Feb 2019      5695   447 10943 -2331 13722
Mar 2019      6118   563 11673 -2377 14614
Apr 2019      8860  3014 14705  -80 17800
May 2019     12241  6119 18364  2878 21605
Jun 2019     18914 12527 25301  9146 28683
Jul 2019     13297  6656 19938  3140 23454
Aug 2019      5909  -977 12795 -4622 16441
Sep 2019      4793 -2330 11915 -6101 15686

```

```

Oct 2019      7708  357 15060 -3535 18952
Nov 2019      13300 5726 20873 1717 24883
Dec 2019      33540 25751 41329 21627 45453
Jan 2020       6135 -2569 14839 -7177 19447
Feb 2020       5695 -3197 14588 -7905 19295
Mar 2020       6118 -2959 15195 -7764 20000
Apr 2020       8860 -398 18117 -5299 23018
May 2020      12241 2807 21676 -2188 26671
Jun 2020      18914 9306 28523 4219 33610
> summary(pronosticoR1)

```

Forecast method: HoltWinters

Model Information:

Holt-Winters exponential smoothing without trend and with additive seasonal component.

Call:

HoltWinters(x = ropa, beta = FALSE)

Smoothing parameters:

```

alpha: 0.37
beta : FALSE
gamma: 0.67

```

Coefficients:

```

[,1]
a 11849
s1 -5714
s2 -6153
s3 -5731
s4 -2989
s5 393
s6 7066
s7 1448
s8 -5940
s9 -7056
s10 -4140
s11 1451
s12 21691

```

Error measures:

```

      ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -564 3802 2809 -5.4 18 0.78 0.011

```

Forecasts:

```

      Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      6135 1213 11057 -1393 13663
Feb 2019      5695  447 10943 -2331 13722
Mar 2019      6118  563 11673 -2377 14614
Apr 2019      8860 3014 14705  -80 17800
May 2019     12241 6119 18364 2878 21605
Jun 2019     18914 12527 25301 9146 28683
Jul 2019     13297 6656 19938 3140 23454
Aug 2019      5909 -977 12795 -4622 16441
Sep 2019      4793 -2330 11915 -6101 15686
Oct 2019      7708  357 15060 -3535 18952
Nov 2019     13300 5726 20873 1717 24883
Dec 2019     33540 25751 41329 21627 45453
Jan 2020      6135 -2569 14839 -7177 19447
Feb 2020      5695 -3197 14588 -7905 19295

```

```

Mar 2020      6118 -2959 15195 -7764 20000
Apr 2020      8860 -398 18117 -5299 23018
May 2020      12241 2807 21676 -2188 26671
Jun 2020      18914 9306 28523 4219 33610
> fitR2 <- HoltWinters(ropa)
> proyeccionR2 = predict(fitR1,n.ahead=18, prediction.interval=TRUE)
> dygraph(proyeccionR2,main = "Proyeccion Ropa Holtwinters  $\beta$ & $\gamma$  ")%>%
+ dyAxis("x",drawGrid = FALSE)%>%
+ dySeries(c("lwr","fit","upr"),label = "Venta Unidades")%>%
+ dyOptions(colors = RColorBrewer::brewer.pal(3,"Set1"))
> py=window(proyeccionR2,start=2019)
> #visualizar tabla de datos
> proyeccionR2
      fit upr lwr
Jan 2019 6135 13663 -1393
Feb 2019 5695 13722 -2331
Mar 2019 6118 14614 -2377
Apr 2019 8860 17800  -80
May 2019 12241 21605 2878
Jun 2019 18914 28683 9146
Jul 2019 13297 23454 3140
Aug 2019 5909 16441 -4622
Sep 2019 4793 15686 -6101
Oct 2019 7708 18952 -3535
Nov 2019 13300 24883 1717
Dec 2019 33540 45453 21627
Jan 2020 6135 19447 -7177
Feb 2020 5695 19295 -7905
Mar 2020 6118 20000 -7764
Apr 2020 8860 23018 -5299
May 2020 12241 26671 -2188
Jun 2020 18914 33610 4219
> #venta real + pronostico
> modeloR2=HoltWinters(ropa)
> pronosticoR2=forecast(modeloR2,18)
> plot(pronosticoR2,18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Venta Real & Pronóstico Holt
winters  $\beta$ & $\gamma$  ")
> pronosticoR2
      Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
Jan 2019      6122 1200 11045 -1406 13651
Feb 2019      5685  435 10935 -2345 13714
Mar 2019      6107  548 11665 -2394 14608
Apr 2019      8854 3003 14704  -94 17802
May 2019     12234 6105 18363 2861 21607
Jun 2019     18904 12509 25299 9123 28684
Jul 2019     13287 6637 19938 3116 23459
Aug 2019      5906  -990 12803 -4641 16454
Sep 2019      4792 -2342 11926 -6119 15703
Oct 2019      7716  352 15080 -3546 18978
Nov 2019     13307 5720 20894 1704 24911
Dec 2019     33557 25753 41360 21622 45491
Jan 2020      6141 -2577 14859 -7191 19474
Feb 2020      5704 -3203 14611 -7918 19326
Mar 2020      6126 -2966 15218 -7779 20031
Apr 2020      8873  -401 18146 -5310 23056
May 2020     12253 2802 21705 -2202 26708
Jun 2020     18923 9297 28549 4201 33645
> summary(pronosticoR2)

```

Forecast method: HoltWinters

Model Information:

Holt-Winters exponential smoothing with trend and additive seasonal component.

Call:

```
HoltWinters(x = ropa)
```

Smoothing parameters:

alpha: 0.37

beta : 0

gamma: 0.67

Coefficients:

[,1]

a 11837.3

b 1.6

s1 -5716.7

s2 -6155.7

s3 -5735.5

s4 -2989.9

s5 388.8

s6 7057.1

s7 1439.0

s8 -5943.8

s9 -7059.8

s10 -4137.2

s11 1452.6

s12 21700.4

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1

Training set -567 3803 2809 -5.5 18 0.78 0.011

Forecasts:

Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95

Jan 2019 6122 1200 11045 -1406 13651

Feb 2019 5685 435 10935 -2345 13714

Mar 2019 6107 548 11665 -2394 14608

Apr 2019 8854 3003 14704 -94 17802

May 2019 12234 6105 18363 2861 21607

Jun 2019 18904 12509 25299 9123 28684

Jul 2019 13287 6637 19938 3116 23459

Aug 2019 5906 -990 12803 -4641 16454

Sep 2019 4792 -2342 11926 -6119 15703

Oct 2019 7716 352 15080 -3546 18978

Nov 2019 13307 5720 20894 1704 24911

Dec 2019 33557 25753 41360 21622 45491

Jan 2020 6141 -2577 14859 -7191 19474

Feb 2020 5704 -3203 14611 -7918 19326

Mar 2020 6126 -2966 15218 -7779 20031

Apr 2020 8873 -401 18146 -5310 23056

May 2020 12253 2802 21705 -2202 26708

Jun 2020 18923 9297 28549 4201 33645

```
> modeloR4=bats(y=ropa)
```

```
> pronosticoR4=predict(modeloR4,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
```

```
> autoplot(pronosticoR4)
```

```
> plot(forecast(modeloR4),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Pronóstico Ropa BATS"
```

```
)
```

```
> summary(pronosticoR4)
```

Forecast method: BATS(0.003, {0,0}, -, {12})

Model Information:

BATS(0.003, {0,0}, -, {12})

Call: bats(y = ropa)

Parameters

Lambda: 0.0026

Alpha: 0.45

Gamma Values: -0.098

Seed States:

[,1]

[1,] 9.404

[2,] 0.895

[3,] 0.135

[4,] -0.161

[5,] -0.359

[6,] -0.195

[7,] 0.187

[8,] 0.344

[9,] 0.127

[10,] -0.048

[11,] -0.121

[12,] -0.421

[13,] -0.382

attr(,"lambda")

[1] 0.0026

Sigma: 0.19

AIC: 734

Error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1

Training set 365 2897 2099 -0.022 13 0.58 0.027

Forecasts:

Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95

Jan 2019	9356	7398	11830	6533	13394
Feb 2019	9144	7069	11826	6168	13550
Mar 2019	12218	9253	16130	7987	18683
Apr 2019	13284	9868	17877	8431	20918
May 2019	15780	11514	21622	9743	25541
Jun 2019	19541	14018	27231	11757	32457
Jul 2019	16709	11791	23670	9803	28459
Aug 2019	11509	7993	16565	6590	20084
Sep 2019	9841	6732	14379	5506	17573
Oct 2019	11864	8002	17583	6495	21651
Nov 2019	15919	10593	23914	8536	29657
Dec 2019	33043	21712	50265	17380	62752
Jan 2020	9356	6090	14366	4851	18024
Feb 2020	9144	5876	14221	4649	17963
Mar 2020	12218	7758	19233	6099	24448
Apr 2020	13284	8334	21161	6510	27070
May 2020	15780	9786	25429	7598	32729
Jun 2020	19541	11984	31844	9248	41227
Jul 2020	16709	10131	27541	7771	35872
Aug 2020	11509	6898	19188	5259	25144
Sep 2020	9841	5834	16587	4422	21862

```

Oct 2020      11864 6962 20205 5248 26774
Nov 2020      15919 9249 27379 6936 36471
Dec 2020      33043 19024 57346 14198 76754
> modeloR5=ets(y=ropa)
> pronosticoR5=predict(modeloR5,n.head=18,prediction.interval=TRUE)
> autoplot(pronosticoR5)
> plot(forecast(modeloR5),18,xlab = "año mes",ylab = "venta unidades",main = "Pronóstico Ropa ETS")
> summary(pronosticoR5)

```

Forecast method: ETS(M,N,M)

Model Information:
ETS(M,N,M)

Call:
ets(y = ropa)

Smoothing parameters:
alpha = 0.0174
gamma = 1e-04

Initial states:
l = 17671.8377
s = 2.3 1 0.77 0.62 0.84 1.2
1.3 1 0.87 0.87 0.62 0.6

sigma: 0.21

AIC AICc BIC
726 750 749

Error measures:
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -472 2949 2293 -5.2 14 0.64 0.19

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2019	10420	7679	13161	6228	14612	
Feb 2019	10717	7898	13537	6405	15029	
Mar 2019	15211	11208	19213	9090	21331	
Apr 2019	15106	11130	19081	9026	21185	
May 2019	17889	13181	22597	10688	25090	
Jun 2019	23109	17026	29192	13805	32412	
Jul 2019	20026	14754	25299	11963	28090	
Aug 2019	14672	10809	18536	8763	20581	
Sep 2019	10720	7896	13543	6402	15037	
Oct 2019	13364	9844	16885	7981	18748	
Nov 2019	18250	13442	23058	10897	25604	
Dec 2019	39413	29028	49798	23531	55296	
Jan 2020	10420	7674	13166	6220	14620	
Feb 2020	10717	7892	13542	6397	15037	
Mar 2020	15211	11201	19220	9078	21343	
Apr 2020	15106	11123	19088	9015	21197	
May 2020	17889	13172	22606	10674	25103	
Jun 2020	23109	17014	29204	13788	32430	
Jul 2020	20026	14744	25309	11947	28105	
Aug 2020	14672	10801	18543	8752	20592	
Sep 2020	10720	7891	13548	6394	15046	
Oct 2020	13364	9837	16891	7970	18758	
Nov 2020	18250	13433	23068	10883	25618	

```

Dec 2020      39413 29008 49818 23500 55326
> corh=ts(COR$`Correr hombre`,frequency = 12,start = c(2019,1))
> summary(COR$`Correr hombre`)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.   Max.
  1212  1810  2075  2356  2449  6448
> mediaCORH=mean(COR$`Correr hombre`)
> mediaCORH
[1] 2356
> #CALCULO DESVIACIÓN STANDARD DE LOS DATOS DE CORRER HOMBRE
> sdCORH=sd(COR$`Correr hombre`)
> sdCORH
[1] 1216
> coeficientevarCORH=sdCORH/mediaCORH
> coeficientevarCORH
[1] 0.52
> p=91
> c=54
> s=45
> #nivel de servicio
> Co=(c-s)
> Cu=(p-c)
> CSLCORH=Cu/(Cu+Co)
> CSLCORH
[1] 0.8
> factorniveldeservicio=qnorm(CSLCORH)
> factorniveldeservicio=qnorm(CSLCORH)
> factorniveldeservicio
[1] 0.86
> Trimestres=aggregate(corh,nfrequency = 4)
> Trimestres
      Qtr1 Qtr2 Qtr3 Qtr4
2019 4490 7608 5901 12318
2020 4490 7608
> Q1=corh[seq(1,3)]
> Q1
[1] 1234 1212 2044
> Q2=corh[seq(4,6)]
> Q2
[1] 2401 2075 3132
> Q3=corh[seq(7,9)]
> Q3
[1] 1880 1786 2235
> Q4=corh[seq(10,12)]
> Q4
[1] 2465 3405 6448
> L=1
> T1=3
> mediaQ1=mean(Q1)
> mediaQ1
[1] 1497
> demandaperiodoQ1=(L+T1)*mediaQ1
> demandaperiodoQ1
[1] 5987
> DesQ1=sd(Q1)
> DesQ1
[1] 474
> DesperiodosQ1=(sqrt(L+T1))*DesQ1
> DesperiodosQ1
[1] 948
> CSLCORH

```

```

[1] 0.8
> SSQ1=factorniveldeservicio*DesperiodosQ1
> SSQ1
[1] 813
> OULQ1=demandaperiodoQ1+SSQ1
> OULQ1
[1] 6800
> OQ1=Trimestres[1]+factorniveldeservicio*DesQ1
> OQ1
[1] 4896
> L=1
> T1=3
> mediaQ2=mean(Q2)
> mediaQ2
[1] 2536
> demandaperiodoQ2=(L+T1)*mediaQ2
> demandaperiodoQ2
[1] 10144
> DesQ2=sd(Q2)
> DesQ2
[1] 541
> DesperiodosQ2=(sqrt(L+T1))*DesQ2
> DesperiodosQ2
[1] 1083
> CSLCORH
[1] 0.8
> SSQ2=factorniveldeservicio*DesperiodosQ2
> SSQ2
[1] 928
> OULQ2=demandaperiodoQ2+SSQ2
> OULQ2
[1] 11072
> OQ2=Trimestres[2]+factorniveldeservicio*DesQ2
> OQ2
[1] 8072
> L=1
> T1=3
> mediaQ3=mean(Q3)
> mediaQ3
[1] 1967
> demandaperiodoQ3=(L+T1)*mediaQ3
> demandaperiodoQ3
[1] 7868
> DesQ3=sd(Q3)
> DesQ3
[1] 237
> DesperiodosQ3=(sqrt(L+T1))*DesQ3
> DesperiodosQ3
[1] 474
> CSLCORH
[1] 0.8
> SSQ3=factorniveldeservicio*DesperiodosQ3
> SSQ3
[1] 406
> OULQ3=demandaperiodoQ3+SSQ3
> OULQ3
[1] 8274
> OQ3=Trimestres[3]+factorniveldeservicio*DesQ3
> OQ3
[1] 6104

```



```

> #Inventario de seguridad de Q4
> L=1
> T1=3
> mediaQ4=mean(Q4)
> mediaQ4
[1] 4106
> demandaperiodoQ4=(L+T1)*mediaQ4
> demandaperiodoQ4
[1] 16424
> DesQ4=sd(Q4)
> DesQ4
[1] 2082
> DesperiodosQ4=(sqrt(L+T1))*DesQ4
> DesperiodosQ4
[1] 4164
> CSLCORH
[1] 0.8
> SSQ4=factorniveldeservicio*DesperiodosQ4
> SSQ4
[1] 3570
> OULQ4=demandaperiodoQ4+SSQ4
> OULQ4
[1] 19994
> OQ4=Trimestres[4]+factorniveldeservicio*DesQ4
> OQ4
[1] 14103
>

```

REFERENCIA

- Desbordes, M., Aymar, P., & Hautbois, C. (Eds.). (2019). *The Global Sport Economy: Contemporary Issues*. Routledge.
- Avelar-Sosa, L., García-Alcaraz, J. L., & Maldonado-Macías, A. A. (2019). *Evaluation of Supply Chain Performance. Management and Industrial Engineering*. Cham: Springer International Publishing.
- Ayers, J. B., & Odegaard, M. A. (2017). *Retail supply chain management*. CRC Press.
- Meindl, S. C. P. (2016). *Supply Chain Management--Strategy, Planning and Operation*. Tsinghua University Press. wheat soybean others land for no use.
- César, B. E. R. N. A. L. (2006). *Metodología de la investigación: para administración, economía, humanidades y ciencias sociales*.
- López, N., & Sandoval, I. (2016). *Métodos y técnicas de investigación cuantitativa y cualitativa*.
- Mendes, P. (2011). *Demand driven supply chain: a structured and practical roadmap to increase profitability*. Springer Science & Business Media.
- Ivanov, D., Tsipoulanidis, A., & Schönberger, J. (2017). *Global supply chain and operations management. A Decision-Oriented Introduction to the Creation of Value*.
- Sharma, S. (2017). *Inventory parameters*. Springer.

Ptak, C., & Smith, C. (2016). Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP). Industrial Press.

Ayers, J. B., & Odegaard, M. A. (2017). Retail supply chain management. CRC Press.

Cordón, C., Hald, K. S., & Seifert, R. W. (2013). Strategic supply chain management. Routledge

Feigin, Gerald. Supply Chain Planning and Analytics : The Right Product in the Right Place at the Right Time the Right Product in the Right Place at the Right Time, Business Expert Press, 2011.

<https://www.ekosnegocios.com/empresa/superdeporte-s-a>

<https://www.sri.gob.ec/web/guest/home>

<https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web->

[inec/EMPLEO/2019/Septiembre/201909_Mercado_Laboral.pdf](https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/EMPLEO/2019/Septiembre/201909_Mercado_Laboral.pdf)

Lewis, C. (2012). Demand forecasting and inventory control. Routledge.

Chase, Charles W.. Demand-Driven Forecasting : A Structured Approach to Forecasting, John Wiley & Sons, Incorporated, 2013.

Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen. Demand Forecasting for Managers, Business Expert Press, 2015.

Box, George E. P., et al. Time Series Analysis : Forecasting and Control, John Wiley & Sons, Incorporated, 2015.

Sanders, Nada. Forecasting Fundamentals, Business Expert Press, 2015.

Montgomery, Douglas C., et al. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting, John Wiley & Sons, Incorporated, 2015.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: principles and practice. OTexts.

Mentzer, John T., Jr., and Mark A. Moon. Sales Forecasting Management : A Demand Management Approach, SAGE Publications, 2004.

Sanders, Nada. Forecasting Fundamentals, Business Expert Press, 2015. ProQuest Ebook Central, <http://ebookcentral.proquest.com/lib/bibliovirtualuide->

Lind, D. A. Marchal, W.G, Wathen, S. A.(2019). Estadística aplicada a los negocios y la economía McGraw-Hill

Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). Introduction to time series analysis and forecasting. ProQuest Ebook

Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. (2016). Supply chain management: strategy, planning, and operation. Boston, MA: Pearson

Crum, C., & Palmatier, G. E. (2003). Demand management best practices: process, principles, and collaboration. J. Ross Publishing.

CHRISTOPHER, M. I. (2017). Logistics & supply chain management.

Fernie, J., & Sparks, L. (Eds.). (2004). Logistics and retail management: insights into current practice and trends from leading experts. Kogan Page Publishers.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: principles and practice. OTexts.

Kolassa, S., & Siemsen, E. (2015). Demand forecasting for managers.

Morlidge, Steve, and Steve Player. Future Ready : How to Master Business Forecasting, John Wiley & Sons, Incorporated, 2010. ProQuest Ebook Central,

Crum, C., Palmatier, G., & Palmatier, G. (2003). Demand management best practices : Process, principles, and collaboration.

Sanders, Nada. Forecasting Fundamentals, Business Expert Press, 2015.

Bullard, Brittany, and Brittany Bullard. Style and Statistics : The Art of Retail Analytics, John Wiley & Sons, Incorporated, 2016.

Kolassa, Stephan, and Enno Siemsen. Demand Forecasting for Managers, Business Expert Press, 2015.

Chopra, S., & Peter, M. (2008). Administración de la cadena de suministro. Pearson educación.

Moon, Mark A.. Demand and Supply Integration : The Key to World-Class Demand Forecasting, Second Edition, Walter de Gruyter GmbH, 2018.

Future Ready : How to Master Business Forecasting, John Wiley & Sons, Incorporated, 2010.

Hugos, Michael H.. Essentials of Supply Chain Management, John Wiley & Sons, Incorporated, 2018.

Feigin, Gerald. Supply Chain Planning and Analytics : The Right Product in the Right Place at the Right Time the Right Product in the Right Place at the Right Time, Business Expert Press, 2011.

Hugos, Michael H .. Fundamentos de la gestión de la cadena de suministro, John Wiley & Sons, Incorporated, 2018. ProQuest Ebook Central,

Lewis, C. (2012). Demand forecasting and inventory control. Routledge.

Mentzer, John T., Jr., and Mark A. Moon. Sales Forecasting Management : A Demand Management Approach, SAGE Publications, 2004.