



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**TRABAJO DE GRADO PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO
INDUSTRIAL**

TEMA:

**“MODELO DE INVENTARIO PARA LA EMPRESA MAGIC WOMAN
APLICANDO LA METODOLOGÍA ABC.”**

AUTOR: HUERTAS CHIRIBOGA JHOSELIN PAMELA

DIRECTOR: ING. YAKCLEEM MONTERO SANTOS, MSC

IBARRA – ECUADOR

2022



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
BIBLIOTECA UNIVERSITARIA**

**AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD
TÉCNICA DEL NORTE**

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	0401992276		
APELLIDOS Y NOMBRES:	HUERTAS CHIRIBOGA JHOSELIN PAMELA		
DIRECCIÓN:	IMBABURA – IBARRA		
EMAIL:	jphuertasc@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:	5000513	TELÉFONO MÓVIL:	0969718809
DATOS DE LA OBRA			
TÍTULO:	“MODELO DE INVENTARIO PARA LA EMPRESA MAGIC WOMAN APLICANDO LA METODOLOGÍA ABC.”		
AUTOR:	HUERTAS CHIRIBOGA JHOSELIN PAMELA		
FECHA:	28/03/2022		
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO			
PROGRAMA:	PREGRADO		
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	INGENIERA INDUSTRIAL		
ASESOR /DIRECTOR:	Ing. Yakcleem Montero Santos, MSc		

CONSTANCIAS

El autor manifiesta que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por tanto, la obra es original y que es el titular de los derechos patrimoniales, por lo que asume la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, 28 de marzo del 2022

EL AUTOR:



Jhoselin Pamela Huertas Chiriboga

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
CERTIFICACIÓN TUTOR

Ingeniero Yakcleem Montero Santos, MSc, Director de Trabajo de Grado desarrollado por la estudiante **Jhoselin Pamela Huertas Chiriboga**.

CERTIFICA

Que, el Proyecto de Trabajo de grado titulado **“MODELO DE INVENTARIO PARA LA EMPRESA MAGIC WOMAN APLICANDO LA METODOLOGÍA ABC”**, ha sido elaborado en su totalidad por la señorita estudiante Jhoselin Pamela Huertas Chiriboga bajo mi dirección, para la obtención del título de Ingeniera Industrial. Luego de ser revisado, considero que se encuentra concluido y cumple con las exigencias y requisitos académicos de la facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas, Carrera de Ingeniería Industrial, autoriza su presentación y defensa para que pueda ser juzgada por el tribunal correspondiente.

Ibarra, 28 de marzo de 2022



Firmado electrónicamente por:
**YAKCLEEM
MONTERO**

Ing. Yakcleem Montero Santos MSc.

DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO

DEDICATORIA

El presente trabajo es dedicado principalmente a mi hija ya que es el motor de inspiración día a día, a mi familia ya que son el apoyo incondicional y siempre han estado en los momentos más importantes de mi vida, para aconsejarme, guiarme e impulsarme a obtener todas las metas propuestas.

Pamela Huertas

AGRADECIMIENTO

A Dios por la vida y la salud, a mi familia por su apoyo y su impulso para seguir adelante y hacer posible el finalizar la etapa universitaria.

A los docentes de la carrera de Ingeniería Industrial por compartir con nosotros sus conocimientos durante el transcurso de la formación académica, especialmente a mi docente tutor el Ing. Yackleem Montero por su tiempo y su guía para el trabajo realizado.

Pamela Huertas.

RESUMEN

El presente proyecto fue realizado en la empresa Magic Woman misma que se dedica a la importación y comercialización de productos cosméticos. La empresa tiene conflictos en cuanto al cumplimiento de sus pedidos por falta de stock, esto hace que el nivel de servicio de la empresa sea bajo y sus clientes no estén conformes al cien por ciento. Es por eso por lo que se optó por realizar un modelo de inventario el cual ayude a tener un nivel de servicio y de inventario acorde al crecimiento en el mercado de la empresa Magic Woman.

Se partió mediante una investigación teórica sobre los temas relacionados a modelos de inventarios y nivel de servicio para un correcto desarrollo. Para el capítulo tres se realizó el análisis de la metodología ABC para poder determinar cuáles son los productos que generan la mayor cantidad de ingresos a la empresa. Una vez obtenido este análisis se estudió la base de datos hasta poder obtener los pronósticos y sus respectivos errores, con estos resultados se realiza una comparación para seleccionar el pronóstico de menor error para poder trabajar mediante los diferentes modelos de inventarios. Posteriormente se procede al cálculo del coeficiente de variación y se determina si se aplica modelos Clásicos (Modelo Q) o modelos Heurísticos (Wagner Within y Silver Meal), ya realizados los diferentes modelos de inventario se realiza una comparación entre sí, los resultados indican que la aplicación del modelo Q con el algoritmo Wagner Within dan el mayor ahorro en el costo total anual, esto hará que la empresa evite las pérdidas de dinero innecesarias ya que se contará con un stock de seguridad que cumpla con la demanda requerida. La comparación del nivel de servicio entre el periodo del 2020 con el del 2021 dio como resultado que el nivel de servicio sea superior al 95% cumpliendo con el objetivo deseado.

ABSTRACT

The present project was conducted in the company Magic Woman, which is dedicated to the import and commercialization of cosmetic products. The company has conflicts regarding the fulfillment of its orders due to lack of stock, this means that the company's service level is low, and its customers are not one hundred percent satisfied. That is why it was decided to conduct an inventory model which helps to have a level of service and inventory according to the growth in the market of the Magic Woman company.

It started with theoretical research on issues related to inventory models and service level for proper development. For chapter three, the analysis of the ABC methodology was conducted in order to determine which are the products that generate the greatest amount of income for the company. Once this analysis was obtained, the database was studied until the forecasts and their respective errors were obtained, with these results a comparison was made to select the forecast with the least error in order to work through the different inventory models. Subsequently, the coefficient of variation is calculated and it is determined whether Classical models (Q Model) or Heuristic models (Wagner Within and Silver Meal) are applied, once the different inventory models have been made, a comparison is made with each other, the results indicate that The application of the Q model with the Wagner Within algorithm gives the greatest savings in the total annual cost, this will make the company avoid unnecessary money losses since it will have a safety stock that meets the required demand. The comparison of the service level between the period of 2020 with that of 2021 resulted in the service level being greater than 95%, fulfilling the desired objective.

INDICE DE CONTENIDO

CONSTANCIAS.....	2
CERTIFICACIÓN TUTOR	3
DEDICATORIA	II
AGRADECIMIENTO.....	III
RESUMEN	IV
ABSTRACT	V
INDICE DE CONTENIDO	VI
ÍNDICE DE ECUACIONES	XI
ÍNDICE DE FIGURAS	XII
ÍNDICE DE TABLAS	XIII
CAPÍTULO I	1
1.GENERALIDADES.....	1
1.1.PROBLEMA.....	1
1.2.OBJETIVOS	2
1.2.1.Objetivo General.....	2
1.2.2.Objetivos Específicos.....	2
1.3.ALCANCE.....	2
1.4.JUSTIFICACIÓN	2
1.5.METODOLOGÍA	3
1.5.1.Tipo de investigación	3
1.5.2.Método de Investigación.....	4
CAPÍTULO II	5
2.MARCO TEÓRICO	5
2.1.INVENTARIO	5
2.2.TIPOS DE INVENTARIO	6

2.3.COSTOS DE INVENTARIO	7
2.4.ROTACIÓN DE INVENTARIO	8
2.5.COEFICIENTE DE ROTACIÓN	9
2.6.CLASIFICACIÓN ABC.....	10
2.6.1.CÁLCULO DEL MÉTODO ABC	12
2.7.DEMANDA	12
2.7.1.TIPOS DE DEMANDA	12
2.8.FACTORES QUE DETERMINAN LA DEMANDA	13
2.9.PRONÓSTICO DE LA DEMANDA.....	13
2.9.1.Redes Neuronales	13
2.9.2.Modelo auto regresivo integrado de promedio móvil (ARIMA)	14
2.9.3.Expresión general del modelo ARIMA	15
2.9.4.Algoritmo KNN	15
2.10.ERRORES EN EL PRONÓSTICO.....	16
2.10.1.Medidas de error:.....	16
2.11.MODELOS DE INVENTARIOS	17
2.11.1.Modelo P (Sistema de periodo fijo).....	17
2.11.2.Inventario de seguridad (SS-Safety Stock).....	19
2.11.3.Modelo Q (Sistema de revisión continua) (ROP)	20
2.11.4.Modelos heurísticos.....	22
2.11.5.Silver Meal (SM).....	22
2.11.6.Algoritmo de Wagner-Whitin (WW)	24
2.12.NIVEL DE SERVICIO	25
CAPÍTULO III.....	27
3.ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.....	27
3.1.DESCRIPCIÓN DE LA EMPRESA.....	27

3.1.1.MISION.....	27
3.1.2.VISION.....	27
3.1.3.VALORES	28
3.2.UBICACIÓN	28
3.3.ORGANIGRAMA	29
3.4.PROVEEDORES	29
3.5.MERCADO	30
3.6.COSTOS ASOCIADOS	31
3.7.CLIENTES.....	31
3.8.ANÁLISIS FODA.....	32
3.8.1.Objetivos Estratégicos	32
3.9.ANÁLISIS DE INVENTARIO ACTUAL.....	33
3.9.1.ÍNDICE DE ROTACIÓN.....	33
3.9.2.Clasificación ABC.....	34
3.10.NIVEL DE SERVICIO	36
CAPÍTULO IV	37
4.DESARROLLO DEL MODELO	37
4.1.MODELO DE INVENTARIO	37
4.2.BASE DE DATOS	37
4.3.ESTACIONALIDAD	38
4.3.1.CÓDIGO.....	38
4.3.2.Análisis de estacionalidad.....	39
4.4.PRONÓSTICO DE LA DEMANDA.....	42
4.4.1.ARIMA.....	42
4.4.2.Redes Neuronales	44
4.4.3.Modelo KNN.....	46

4.5.COMPARACIÓN DE LOS ERRORES DEL PRONÓSTICO.	48
4.6.COEFICIENTE DE VARIACIÓN	48
4.7.APLICACIÓN DE MODELOS.....	50
4.7.1.SILVER MEAL	50
4.7.2.WAGNER WHITIN.....	53
4.7.3.MODELO Q.....	54
4.8.NIVEL DE SERVICIO	56
4.9.COMPARACIÓN DE RESULTADOS	57
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	60
CONCLUSIONES	60
RECOMENDACIONES	62
Bibliografía.....	63
ANEXOS.....	66
ANEXO 1 - Base de datos.....	66
ANEXO II – Gráficos de estacionalidad.....	67
ANEXO III – Código ARIMA	73
ANEXO IV – Pronóstico ARIMA.....	74
ANEXO V – Código Redes Neuronales	79
ANEXO VI - PRONÓSTICO KNN	84
ANEXO VII - Código Coeficiente de variación.....	87
ANEXO IX - Código del Wagner Whitin	88
ANEXO X – Modelo Silver Meal	93
ANEXO XI – Código modelo Q.....	99

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. coeficiente de rotación	9
Ecuación 2. Coeficiente de variación	10
Ecuación 3. Modelo ARIMA.....	15
Ecuación 4. Sistema P	18
Ecuación 5. Inventario de seguridad	19
Ecuación 6. Punto de reorden	21
Ecuación 7. demanda diaria	22
Ecuación 8. Demanda futura Silver- Meal	22
Ecuación 9. Costo total por periodo de tiempo.....	23
Ecuación 10. costo total en el periodo dos.	23
Ecuación 11. costo total en el periodo tres	23
Ecuación 12. costo total en el periodo m.....	23
Ecuación 13. cantidad óptima a pedir algoritmo Silver Meal	23
Ecuación 14. Algoritmo de Wagner Whitin	24
Ecuación 15. Función objetivo	25

ÍNDICE DE FIGURAS

Ilustración 1. Tipos de costos totales.....	8
Ilustración 2. Ejemplo clasificación ABC	11
Ilustración 3. Ejemplo red neuronal conectada	14
Ilustración 4. Sistema de periodo fijo	18
Ilustración 5. Variables para el nivel de servicio	20
Ilustración 6. Modelo básico de pedido fijo Q.....	21
Ilustración 7. Ubicación Geográfica Empresa Magic Woman.....	29
Ilustración 8. Organigrama Empresa Magic Woman	29
Ilustración 9. Mercado de la empresa Magic Woman	30
Ilustración 10. Estadísticas del mercado	31
Ilustración 11. Análisis FODA.....	32
Ilustración 12. Índice de rotación	34
Ilustración 13. Clasificación ABC.....	35
Ilustración 14. Gráfica clasificación ABC	35
Ilustración 15. Código de R para análisis de estacionalidad.....	38
Ilustración 16. Resultados y comparación de errores de pronóstico	48
Ilustración 17. Aplicación algoritmo Silver Meal (SKU1).....	52
Ilustración 18. Planificación Silver Meal (SKU1)	53
Ilustración 19. Resultados algoritmo Wagner Whitin (sku1)	54
Ilustración 20. Planificación algoritmo Wagner Whitin (SKU1).....	54
Ilustración 21. Resultados modelo Q (SKU1).....	56
Ilustración 22. Resultados Nivel de Servicio Actual.....	57
Ilustración 23. Resultados Modelo Q	58

Ilustración 24. Resultados costos totales Modelo Silver Meal y Wagner Whitin.....	58
Ilustración 25. Comparación Costos Modelos Heurísticos vs Costos reales	59
Ilustración 26. Comparación nivel de servicio.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Costos asociados al inventario	31
Tabla 2. Histórico de nivel de servicio	36
Tabla 3. Base de datos de demanda 2018.....	37
Tabla 4. Primer análisis de estacionalidad.....	40
Tabla 5. Análisis de estacionalidad final.....	41
Tabla 6. Errores pronóstico ARIMA.....	43
Tabla 7. Pronósticos Modelo Arima 2021.....	43
Tabla 8. Errores pronóstico modelo redes neuronales	44
Tabla 9. Pronósticos modelo redes neuronales 2021	45
Tabla 10. Errores pronóstico modelo KNN.....	46
Tabla 11. Pronóstico modelo KNN 2021	47
Tabla 12. Coeficiente de Variación.....	49
Tabla 13. Método de inventario a utilizar	50

CAPÍTULO I

1. GENERALIDADES

1.1. PROBLEMA

En la actualidad las empresas se han visto obligadas a evolucionar y mejorar de manera rápida ya que el mundo en general se ve enfrentando a una pandemia que afecta drásticamente a todas las áreas, en el Ecuador la mayor cantidad de empresas son pequeñas y se enfrentan a competencias constantes es por eso por lo que deben mejorar día a día para ser más competitivas y no decaer ante las adversidades.

Magic Woman es una empresa que se encuentra en el mercado aproximadamente tres años en la ciudad de Ibarra, donde el principal problema de la empresa es que su organización desde la realización de pedidos a proveedores hasta la entrega de producto al consumidor final es tardía por lo que los clientes no son conformes con sus pedidos y a su vez causa malestar conllevando a pérdida de clientes, la desorganización de bodega, el no contar con un sistema de inventario que alerte a los vendedores de los productos existentes y productos agotados hacen que se genere un desbalance en la toma de pedidos.

La mayor afectación es que el nivel de servicio es relativamente bajo ya que existe desconformidad e insatisfacción por parte de los trabajadores al igual que de los clientes. En la parte de inventarios se lo lleva de manera muy empírica y manual y muchas veces no se registra a tiempo los productos por lo que al existir varios vendedores el cruce de información es sumamente importante para atender a los clientes de la mejor manera.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. *Objetivo General*

Diseñar un modelo de inventario para la empresa Magic Woman aplicando la metodología ABC para mejorar el nivel de servicio de la empresa.

1.2.2. *Objetivos Específicos*

- Investigar fundamentos teóricos necesarios mediante fuentes bibliográficas para el diseño de un modelo de inventario para sustentar el trabajo de grado.
- Analizar la situación actual de la empresa mediante investigación documental y de campo con respecto al manejo de inventario para buscar la alternativa de mejora.
- Incrementar el nivel de servicio para el cuarto trimestre del 2021 contrastando los resultados del modelo de inventario basado en la metodología ABC y métodos heurísticos.

1.3. ALCANCE

En el presente trabajo de investigación se realizará un diseño de inventario basado en la metodología ABC para la empresa Mágica Woman, donde se enfocará en el almacén y principalmente en productos importados por la marca. Se logrará a través de la identificación de indicadores en inventario como: rotación de productos, stock disponible, número de ítems, stock de seguridad y precio de inventario, con el análisis de los datos históricos y la selección del mejor método y modelo.

1.4. JUSTIFICACIÓN

La empresa Magic Woman en el último trimestre se ha visto afectada por pérdida de

clientes por incumplimiento de pedidos y a su vez un decreciente en sus ventas esto ha generado una gran preocupación ya que en la actualidad la competencia es muy fuerte y el nivel de servicio que ofrecen las empresas debe ser mayor al 90% para cumplir con la satisfacción del cliente es por eso que es necesario el diseño e implementación de un modelo de inventario ya que esto solucionará la mayor cantidad de problemas e inconvenientes que tiene la empresa con la propuesta planteada sus empleados tendrán un mejor cruce de información mismo que es importante para la atención al cliente y la generación de pedidos, en el caso de bodega facilitaría el despacho de pedidos y podrán cumplir con todas las ordenes solicitadas. Con la implementación de este modelo se podrá también añadir la distribución del almacén para evitar el desorden y agilizar el despacho de pedidos, en cuanto a stock de producto se creara un stock de seguridad mismo que no permitirá quedarse desabastecido y se lograra disminuir el número de pedidos incompleto e incumplidos esto hará que el nivel de servicio que brinda la empresa mejore y la reincidencia de clientes sea mayor, es importante hoy en día la recomendación de los clientes ya que en el mundo tan globalizado y en progreso constante que nos encontramos hay que siempre tratar de cumplir con el 100% de satisfacción al cliente para crecer como empresa.

Con la presente investigación se optimizará los inventarios aplicando métodos que optimicen la toma de decisiones en la empresa.

1.5. METODOLOGÍA

1.5.1. Tipo de investigación

Investigación documental: Se realizará una investigación documental para el levantamiento de la información, la cual es realizada durante el Marco Teórico para sustentar los conceptos que faciliten la comprensión del proyecto, así como una investigación de los

distintos métodos heurísticos que se puedan adaptarse a las ventas históricas de la empresa para así poder desarrollar diseño del modelo de inventario.

Investigación de campo: Se efectuará una investigación en las áreas que enrojan al nivel de servicio; bodega, local, ventas externas entre otras, realizando encuestas presenciales tanto a personal como a clientes. Es trascendental realizar esta investigación en cada área operativa de manera presencial y no delegándola, convirtiendo a los datos e información más confiables.

1.5.2. Método de Investigación

Métodos heurísticos de inventarios

El método ABC .- Procedimiento que permite organizar la distribución de las distintas mercancías dentro del almacén a partir de su relevancia para la empresa, de su valor y de su rotación. Con este sistema se prioriza la adquisición y colocación de los productos no por su volumen o cantidad, sino por el aporte económico que suponen para la empresa. (el 20% de los artículos generan el 80% de los movimientos de mercancía). (Salas, Inventarios, manejo y control, 2011)

Silver-Meal.- Este método heurístico pretende obtener el costo promedio mínimo para la orden de compra más el costo de mantener el inventario por periodo en función del número de periodos futuros que el pedido actual generará. El cálculo se detendrá cuando esta función se incremente. (Salas, Inventarios, manejo y control, 2011)

Wagner–Whitin.- tiene como objetivo minimizar el costo de ordenar (preparar) y el de mantener el inventario. Este algoritmo produce una solución de costo mínimo que lleva a una cantidad óptima por ordenar. La optimización está basada en una programación dinámica y evalúa todas las maneras posibles de ordenar para cubrir la demanda en cada periodo del horizonte de planeación. (Taha, 2004)

Investigación cuali-cuantitativa: Esta investigación está orientada a describir lo acontecido en la empresa tanto en áreas internas (bodega, ventas, local) como externas (clientes). La investigación cuantitativa se orienta a conocer el número de órdenes procesadas, tiempos de entrega, inventario de manera real extrayendo datos e información histórica; la investigación cualitativa se condensa en entender si existe o no la satisfacción del cliente para un futuro cálculo del nivel de servicio.

CAPÍTULO II

2. MARCO TEÓRICO

El presente documento aborda el inventario de productos cosméticos y herramientas complementarias para maquillar. Es importante tomar en cuenta que el maquillaje ha tomado un auge para la presencia de las mujeres, mejorando el aspecto físico y/o cuidado del rostro. El maquillaje que se encuentra distribuido por parte de Magic Woman debe ser libre de crueldad animal, esto quiere decir que no se pruebe en animales, de la misma manera se garantiza la calidad de los productos a través de la alianza de Magic Woman con empresas que tengan los mismos principios y orientaciones ecológicas. Las herramientas para el maquillaje tales como brochas que son importadas por la empresa no poseen procedencia animal.

El maquillaje en la actualidad posee un aumento de su demanda, ya que el promedio de uso comienza desde los 16 años, mientras que en años anteriores el maquillaje además de ser un tabú era ocupado por mujeres a partir de los 35 años.

La versatilidad del maquillaje es alta ya que no excluye a las mujeres por sus rasgos físicos, color de piel, o visagismo. En la actualidad la oferta de productos ya se orienta para cada área del rostro lo que obliga a un manejo de inventario que permita mantener un nivel de servicio adecuado para cada cliente.

2.1. INVENTARIO

Según (J. Krajewski L. P., 2008) el inventario se crea cuando el volumen de los materiales o productos es superior al volumen demandado; el inventario se agota cuando la distribución o demanda es mayor que la cantidad de producto o material que ingresa.

El inventario es un activo que se define como el volumen de material disponible, estos

pueden ser: materiales o insumos, productos en proceso o semielaborado y producto final. Cuando la demanda es mayor a la cantidad de producto disponible en bodega se lo considera como inventario agotado, pero si es lo contrario sería un sobre stock o inventario en exceso.

Un inventario es el registro y control de mercadería o materiales que existe en una empresa el mismo que es utilizado para el registro contable de existencias y así constatar si hay ganancias o pérdidas en la empresa.

El inventario brinda de manera física la información de abastecimiento que dispone en la empresa y a su vez logra alertar sobre la mercadería con mayor rotación y mercadería próxima a estar sin stock. (MEANA, 2017)

2.2. TIPOS DE INVENTARIO

Es sumamente importante clasificar y conocer el tipo de inventario que tiene una organización o empresa ya que esto les podrá permitir determinar qué tan conveniente es mantener ese inventario y en que retribuye a la empresa, existe la clasificación dependiendo de su estructura física y/y operativa la misma que va más enfocada a empresas u organizaciones de producción y la clasificación por su concepción logística.

A continuación, se detalla los tipos de inventario según sus características físicas.

Inventario de materia prima o insumos: Es el inventario que incluye todos los insumos o materia prima que se incluye en la elaboración del producto, la misma que se transformara en el producto final, este tipo de inventarios es aplicada en las industrias de producción,

Inventario de productos en proceso: Este inventario es para los productos que están en proceso de fabricación por lo que aún no están disponibles para la venta.

Inventario de producto terminado: Es el inventario que incluye al producto que ya han concluido el proceso de fabricación y se encuentran disponibles para la venta al cliente final. (MEANA, 2017)

A continuación, se detalla los tipos de inventarios según su concepción logística:

Inventarios cíclicos o de lote: Este tipo de inventario se lo trabaja por lotes, es decir no se lo lleva por unidades sino se lo va a llevar por lotes y esto hace que el inventario se acumule en diferentes partes del sistema.

Inventarios estacionales: Este tipo de inventarios se utilizan para cumplir económicamente con la demanda estacional, se debe variar los niveles de producción para cumplir con la variación de la demanda, este tipo de inventarios es sumamente útil para no contratar o despedir trabajadores cuando la demanda suba o baje.

Inventario de seguridad: Este tipo de inventario es como un inventario de reserva ya que se anticipa a cualquier caso fortuito tanto con proveedores como en demanda de productos, este inventario previene el desabastecimiento y la falta de stock en almacén.

Inventarios especulativos: Este tipo de inventarios se derivan cuando se espera un aumento de precios superior a los costos de acumulación de inventarios.” (Laza, 2020)

2.3. COSTOS DE INVENTARIO

Según (SALAS, 2009) en los inventarios se involucran tres tipos de inventarios:

Costos de mantenimiento o manejo: son los costos que representa mantener los productos almacenados, estos costos pueden variar en cada artículo.

Estos son: Costos de almacenamiento, costo de seguro e impuestos, costos de pérdida

y costo de oportunidad del capital invertido.

Costos de pedido: Estos costos están relacionados con la parte administrativa ya que se incluyen los costos generados por stock insuficiente, costos de abastecimiento y costos de reserva de seguridad (pérdida de oportunidad).

Costos totales: Es la suma del costo del pedido y el costo de mantener en inventario.
(Durán, 2012)

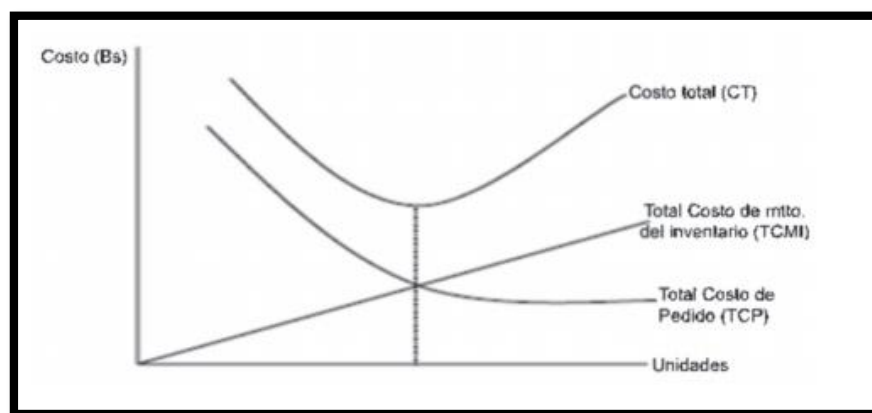


Ilustración 1. Tipos de costos totales

Fuente: (Durán, 2012)

2.4. ROTACIÓN DE INVENTARIO

La rotación de inventario es el indicador que da a conocer el número de veces que se realiza el pedido en un tiempo determinado, con la rotación de inventario se puede identificar las veces en las que se convierte el inventario en dinero o en cuentas por cobrar, en otras palabras, todo lo que ya se ha vendido.

Con ello se determina la eficiencia del uso del capital de trabajo ya que entre más rota el inventario más rápido se realiza el dinero y eso hará que exista mayor retorno o rentabilidad

en la inversión. (Gerencie, 2020)

La rotación de inventario determina cuánto tarda en venderse, entre más alto es el índice de rotación quiere decir que la mercancía permanece menos tiempo en bodega, es decir se vende de manera rápida y su gestión de inventarios es adecuada, pero cuando el índice de rotación es bajo da como resultado una mala administración de inventarios ya que los productos tardan en ser vendidos y la utilidad disminuirá, ya que se necesita más recurso cuando se vende la mercancía en un mes que cuando se la vende en una semana. (Eslava, 2010)

La rotación de inventario es un dato importante para la gerencia de la empresa ya que depende de ello el saber la eficiencia y la productividad que está teniendo la empresa, esto también ayudara a identificar si los productos que se ofrece son de interés al consumidor ya que también indicará la demanda que hay si el producto o la rotación es mayor dará a parecer que los productos tienen una demanda alta. La eficiencia de la inversión se verá reflejada en el tiempo que tarda en retornar el dinero invertido.

2.5. COEFICIENTE DE ROTACIÓN

También llamado índice de rotación según (H, 2004) afirma que el procedimiento de para el control de inventarios más utilizado es el coeficiente de rotación el mismo que es una relación entre las ventas anuales y la inversión promedio en el inventario durante un periodo de tiempo.

Ecuación 1. coeficiente de rotación

$$\text{Coeficiente de Rotación} = \frac{\text{ventas anuales a costos de inventario}}{\text{inversion promedio de inventario}}$$

Este coeficiente se volvió sonado por la disponibilidad de los datos y su simplicidad. Pueden especificarse algunos coeficientes de rotación distintos como un coeficiente por cada

producto o un coeficiente general para todo el inventario.

Coeficiente de variación

Según (Sanjuán, 2015) dice que el coeficiente de variación es una medida estadística relacionada sobre la dispersión relativa de un conjunto de datos. Su cálculo se obtiene al dividir la varianza de la demanda entre la demanda promedio y por lo general se expresa en porcentaje para una mejor comprensión.

El coeficiente de variación se verá expresado con las letras CV o r dependiendo de la fuente utilizada. El coeficiente de variación se utiliza para comparar series de datos pertenecientes a poblaciones distintas, si observamos su fórmula se puede ver que toma en cuenta el valor de la media.

Ecuación 2. Coeficiente de variación

$$Cv = \frac{\sigma_x}{|\bar{X}|}$$

$$\sigma_x = \text{Varianza de la demanda}$$

$$|\bar{X}| = \text{Demanda promedio}$$

Si $VC < 0.20$ Utilizar Técnicas Clásicas

Si $VC \geq 0.20$ Utilizar Métodos Heurísticos

2.6. CLASIFICACIÓN ABC

La clasificación ABC es una técnica basada en el principio de Pareto la misma que permite determinar un porcentaje mínimo el mismo que acogerá la mayor cantidad de objetivos planteados por la empresa o a su vez la mayor cantidad de ventas o ganancias.

Esta metodología es utilizada comúnmente en la organización de inventarios y almacenes ya que permite organizar de una forma óptima dependiendo de lo más demandado en la empresa, los porcentajes que se manejan en la clasificación ABC son los que se muestran en la siguiente imagen:

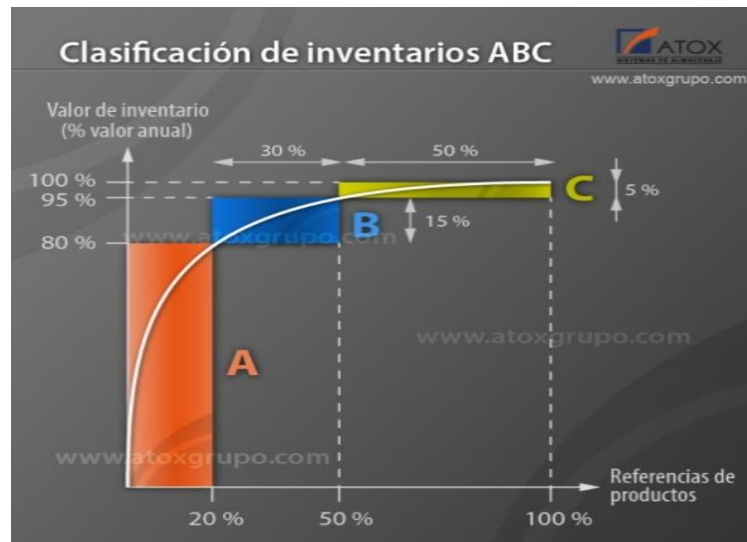


Ilustración 2. Ejemplo clasificación ABC

Fuente: (Laza, 2020)

Categoría A: En torno al 20% de las referencias representan aproximadamente el 80% del valor del inventario (regla 80/20).

Categoría B: En torno al 30% de las referencias representan aproximadamente el 15% del valor del inventario.

Categoría C: En torno al 50% de las referencias representan sólo el 5% del valor del inventario. (Laza, 2020)

Según (Jay H Heizer, Operations Management, 2009) para determinar el volumen anual en dinero se debe medir la demanda anual de cada artículo y se multiplica por el costo unitario, donde los artículos clasificados como A tienen un alto volumen en dinero anual, así es como el 15% a 20% de los artículos representan 80% o 75% de los ingresos anuales.

2.6.1. CÁLCULO DEL MÉTODO ABC

Cálculo del indicador de referencia: para empezar con el cálculo del método ABC se debe tener la tabla de datos con los valores anuales ordenados de mayor a menor, eso quiere decir que debemos multiplicar el número de unidades por el valor unitario y ordenarles de mayor a menor.

Relativización respecto al conjunto: se debe calcular el porcentaje de frecuencia anual de cada uno y también el porcentaje acumulado.

Agrupación por bloques: En la tabla de información de datos los primeros valores del porcentaje acumulado indicarán los valores inferiores al 75% y a partir del cuarto superará el 80% así se tendrá una idea de cómo clasificar el grupo A.

Después de esos productos hasta terminar se excede el 95%, cabe recalcar que deben tener más de 2 decimales, con esto se cerrara el grupo B y los restantes serian grupo C.

Representación gráfica: se puede representar gráficamente con la curva de Pareto para poder descifrar de mejor manera los productos clasificados como A, B Y C. (Barberá, 2018)

2.7. DEMANDA

Cantidad de productos o servicios que el consumidor requiere adquirir a precio de mercado en un periodo de tiempo determinado para cubrir sus necesidades.

2.7.1. TIPOS DE DEMANDA

Demanda dependiente: es la demanda que requiere de otro artículo o servicio para ser consumido es decir depende de algo más. Cuando se esté definiendo una demanda dependiente es necesario hacerse tres preguntas ¿qué componentes se necesitan?, ¿cuántos elementos de

cada componente se necesitan? y ¿cuándo se necesitan los componentes?

Demanda Independiente: es la que nace directamente de las necesidades del mercado las mismas que pueden ser constantes o variables.

2.8. FACTORES QUE DETERMINAN LA DEMANDA

Existen algunos factores que determinan la demanda los mismos que inciden en el aumento o disminución de esta estos son:

Precio: El precio es inversamente proporcional a la demanda ya que entre más costoso sea el producto menos personas lo consumen.

Oferta: La disponibilidad del producto o servicio puede influenciar en la demanda ya que si un producto esta escaso y es sumamente necesario los consumidores tendrán que adquirir de manera inmediata, eso hará que el precio en el mercado suba.

Lugar: El espacio físico altera la demanda ya que depende del acceso, puede reducir o aumentar la demanda, así como el transporte de la mercadería o el transporte del usuario variaría en el costo del producto.

Deseos y Necesidades: la publicidad y el marketing es punto clave en la variabilidad de la demanda ya que dependerá de que tan exitosa fue la campaña al llegar al cliente.

2.9. PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

Predicción de la demanda para un determinado periodo, anticipa a episodios inesperados para facilitar la toma de decisiones en una empresa.

2.9.1. *Redes Neuronales*

Son redes masivamente interconectadas en paralelo de elementos simples usualmente adaptados y organizados jerárquicamente, los cuales intentan una interacción con los objetivos del mundo real parecido al sistema nervioso biológico. (Matich, 2001)

Los elementos básicos que componen una red neuronal son capa de entrada, capas ocultas, capa de salida, entradas y salidas, las mismas que están conformadas por neuronas interconectadas y arregladas entre capas. (Matich, 2001)

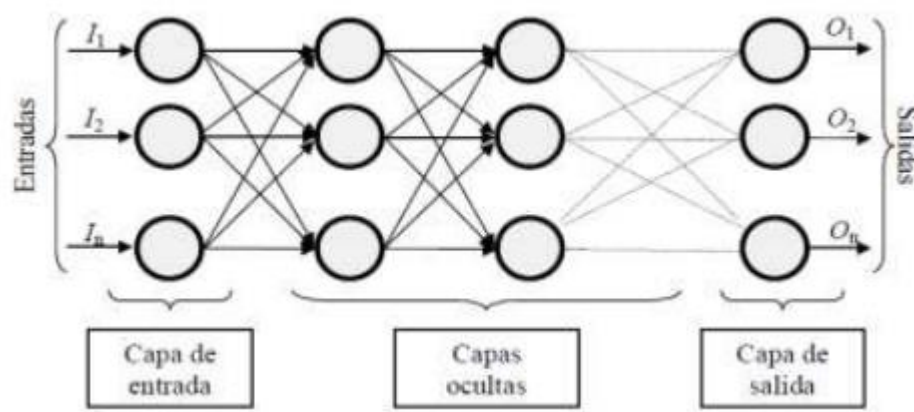


Ilustración 3. Ejemplo red neuronal conectada

Fuente: (Matich, 2001)

Los datos de la capa de entrada pasan por la capa oculta y salen por la capa de salida, la capa oculta puede estar formada por varias capas.

Las redes neuronales como un método de pronóstico basada en modelos matemáticos simples del cerebro, permite relaciones complejas no lineales entre variables de respuesta y sus predictores.

En el proceso de pronóstico el modelo de predicción de redes neuronales se establece en función de los factores de influencia con las entradas siendo los factores que afectan la demanda y la salida es la demanda. (Matich, 2001)

2.9.2. Modelo auto regresivo integrado de promedio móvil (ARIMA)

El modelo ARIMA es un modelo estadístico para series temporales que tienen en cuenta la dependencia que pueda existir entre los datos ingresados. Este modelo permite describir un valor como una función lineal tomando en cuenta datos históricos y errores al azar además de incluir un componente estacional. Su fin es encontrar patrones para una predicción. Para poder identificar un proceso ARIMA los datos deben ser estacionarios, es decir no se pueden presentar fluctuaciones de diferente amplitud. Para su validación es necesario comprobar si se ajusta o no de una forma adecuada a los datos observados fijándonos en varios análisis entre ellos: análisis de los parámetros estimados, análisis de los residuos, análisis de la bondad de ajuste y análisis de estabilidad (Fernández, 2005)

2.9.3. Expresión general del modelo ARIMA

Sea la serie temporal $\{Y_t\}$ la expresión típica de un modelo ARIMA en notación algebraica es la siguiente:

Ecuación 3. Modelo ARIMA

$$Y_t = C + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \alpha_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

2.9.4. Algoritmo KNN

Es un algoritmo utilizado para clasificar nuevas muestras u observaciones o también utilizado para predecir. Es un método que busca de entre las observaciones que se está tratando de predecir y clasifica el punto de interés basado en la mayoría de los datos que la rodean. Es decir, calcula la distancia del elemento nuevo a cada uno de los ya existentes y los ordena de mayor a menor para poder seleccionar al grupo que pertenece, este grupo es el de mayor frecuencia con menores distancias. (Bagnato, 2010)

El proceso de aprendizaje de este clasificador consiste en un vector, junto a la clase asociada a cada muestra de entrenamiento y el vector a clasificar, seleccionando la K muestras

más cercanas. Se debe hacer el mismo proceso, pero con los datos de validación para así diseñar el clasificador. Luego se calcula el porcentaje de clasificación para poder conocer el poder conocer el poder de generalización. (Gomez, 2006)

2.10. ERRORES EN EL PRONÓSTICO

Los errores en el pronóstico son muy comunes y estos se clasifican en errores de sesgo y errores aleatorios.

Los errores de sesgo: se dan cuando no se toman en cuenta ciertas variantes o factores al momento de realizar el pronóstico como: la tendencia, estacionalidad o ciclos, esto puede provocar que dé como resultado un pronóstico demasiado bajo o alto, pero no real.

Los errores aleatorios: son imprevisibles ya que muchas veces hay factores que obligan al desviar el pronóstico y alejarlo de la realidad, estos se pueden minimizar escogiendo modelos de pronóstico adecuados, aunque es imposible suprimir los errores en su totalidad. (Angel Gonzales, 2000)

2.10.1. Medidas de error:

Desviación absoluta de la media (MAD): Mide la precisión de un pronóstico mediante el promedio de la magnitud de los errores del pronóstico es decir el valor absoluto de cada error. El MAD es de utilidad cuando se desea medir el error en las mismas unidades de la serie original.

Porcentaje del error medio absoluto MAPE: Cuando es más útil calcular los errores de pronóstico en términos de porcentaje y no en cantidades, proporciona una idea de que tan grandes son los errores del pronóstico comparados con los valores iniciales.

Error medio cuadrático MSE: Cada error debe ser elevado al cuadrado, se deben

sumar y dividir para el número de observaciones, así es como se penalizan los errores mayores, esto es sumamente factible ya que es preferible que se generen errores moderados a que arrojen errores muy pequeños y otros extremadamente grandes.

Raíz cuadrada del error cuadrático medio RMSE: Este al igual que el MSE sancionan los errores grandes con la diferencia que esta conserva la medida de la serie original y se intercepta con mayor facilidad.

Criterio de información Bayesiano BIC: según (J. Krajewski L. P., 2008) dentro una familia de modelos, el modelo minimiza el BIC proveerá los pronósticos más precisos ya que los modelos con más parámetros se ajustan más a los datos históricos. El BIC balancea premiando la bondad de ajuste y penalizando la complejidad del modelo.

Según (Shewhart, 1997) donde dice que AIC (Criterio de información Akaike) y BIC son los dos criterios de orden d estimación de uso más común.

Se selecciona un modelo específico de una familia de modelos al encontrar el modelo que minimice el AIC o el BIC, donde los dos permitan bondad de ajuste como se mide por la media del error cuadrado y penaliza la complejidad.

2.11. MODELOS DE INVENTARIOS

2.11.1. Modelo P (Sistema de periodo fijo)

Sistema de inventario fijo o sistema de reorden periódica, donde la posición de un artículo dentro del inventario es revisada periódicamente y no de forma continua, colocando las ordenes al final del pedido cuando se las cuenta haciendo una orden que haga que se eleve el inventario a un nivel especificado.

Para demostrar los diferentes niveles de inventario (Q_1 , Q_2 , Q_3 ,.....) en inventarios

regulares P con una meta de cantidad (T). (Jay H Heizer, Operations Management, 2010) Se muestra a continuación en la figura.

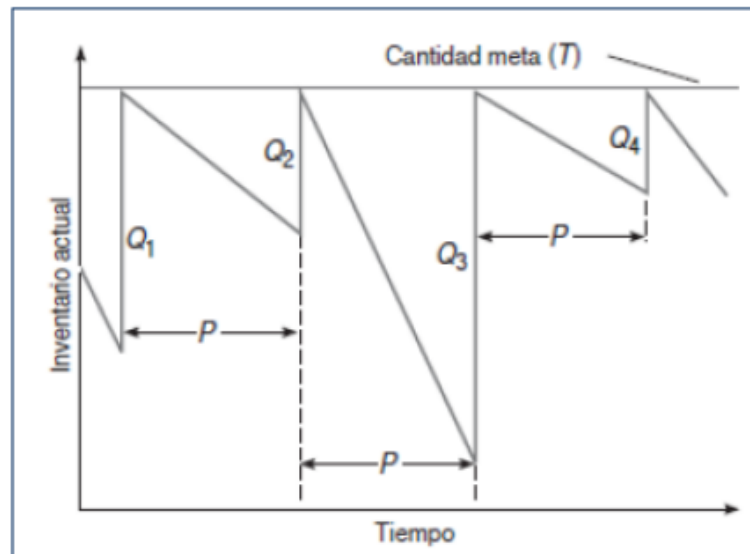


Ilustración 4. Sistema de periodo fijo

Fuente: (Jay H Heizer, Operations Management, 2010)

Cuando la demanda sea incierta el pedido debe ser suficiente para cubrir el nivel objetivo de inventario T evaluando la demanda durante el inventario de tiempo. En los sistemas P se desarrolló de una distribución demandada para $P+L$ periodos más un inventario de seguridad para protegerse de una incertidumbre de la demanda.

Ecuación 4. Sistema P

$$T = d (P + L) + \text{Inventario de seguridad}$$

Donde:

T = Cantidad meta

d = Demanda diaria, mensual

L = Tiempo de aprovisionamiento

P= Tiempo de periodo

Este tipo de inventario a no tener una demanda definida o una demanda variable debe tener siempre un stock de seguridad debido a la incertidumbre que se tiene en cuanto a su demanda durante el periodo, por lo que es necesario que los valores o niveles de inventario sean un poco más elevados que los del sistema Q.

2.11.2. Inventario de seguridad (SS-Safety Stock)

Para establecer un inventario de seguridad se debe determinar por parte de la gerencia un nivel de servicio que se desee ofrecer con la finalidad de que el inventario no se agote y no se incumpla con los pedidos de los clientes, como segundo paso estaría el estudio de la demanda y el tiempo de abastecimiento para establecer la distribución estadística de estas variables, normalmente estas variables poseen una distribución normal permitiendo obtener la desviación y la media para la demanda.

Ecuación 5. Inventario de seguridad

$$SS = Z * \sigma_L$$

Donde:

Z= Variable aleatoria para el nivel de servicio

σ_L = Desviación estándar del uso durante el tiempo de entrega.

Los valores más comunes que se le asigna a Z Son los siguientes:

Acumulada (Nivel de servicio)	Z
0.9	1.28
0.95	1.65
0.98	2.05
0.99	2.33
0.9986	3.00
0.9999	4.00

Ilustración 5. Variables para el nivel de servicio

Fuente:

Cuanto más alto sea el nivel de servicio mayor será el inventario de seguridad, caso contrario si el nivel de servicio se establece en 0 no existirá un inventario de seguridad y presentara un 50% de agotados en los tiempos de entrega. (Ballou, 2004)

2.11.3. Modelo Q (Sistema de revisión continua) (ROP)

También llamado sistema de cantidad fija es un sistema que controla el inventario restante, es decir, controla la salida del inventario con la finalidad de ver si es hora de reordenar.

Con este sistema se pretende determinar en qué punto hay que ordenar nuevamente (R), el cual siempre será un número específico de unidades, así como su tamaño(Q). (J. Krajewski L. P.)

Como se muestra en la figura mostrada a continuación el sistema hace que un pedido de tamaño Q cuando el inventario existente como el existente más pedido llega al punto R.

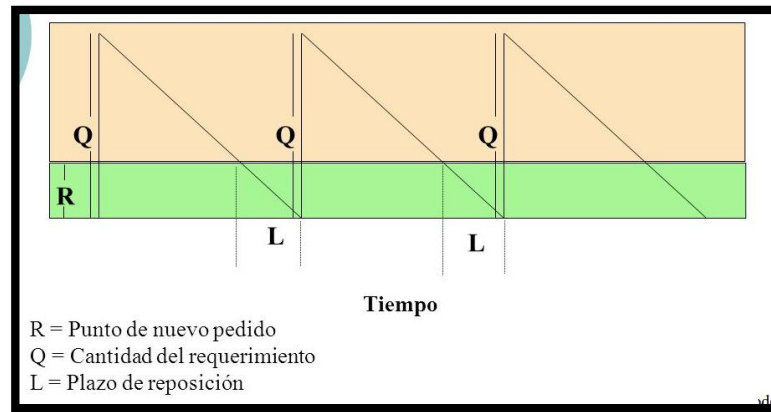


Ilustración 6. Modelo básico de pedido fijo Q

Fuente: (J. Krajewski L. P.)

Antes de analizar cuanto ordenar se debe analizar cuando ordenar, la mayoría de los modelos asumen que la recepción de pedidos es inmediata por ende que el momento adecuado para realizar un pedido es cuando el inventario esta en cero, sin embargo, en la realidad esto no sucede ya que existe un tiempo entre la orden de pedido y la recepción de artículos el cual varía desde unas horas hasta días o meses.

Para ella la decisión de cuando ordenar se expresa en términos de ROP el cual determina la cantidad mínima para hacer un abastecimiento.

Ecuación 6. Punto de reorden

$$ROP = d * L$$

Donde:

d = Demanda diaria

L= Tiempo de aprovisionamiento

La demanda diaria d se la obtiene dividiendo la demanda anual D entre el número de días de trabajo al año. (J. Krajewski L. P., 2008)

$$d = \frac{D}{\#días\ trabajados\ en\ el\ año}$$

2.11.4. Modelos heurísticos

Es un planteamiento que aprovecha la forma del problema mediante el uso de un grupo de reglas y procedimientos racionales basado en el hecho de que el objetivo es minimizar el costo promedio manteniendo el nivel de inventario suficiente para satisfacer la demanda, brindando una solución al problema actual, que en ocasiones puede ser la solución óptima. (Bulfin, 1998)

2.11.5. Silver Meal (SM)

Es un método heurístico que pretende buscar el costo mínimo en orden de compra y el costo de mantener el inventario para varios periodos.

Se considera como costo variable a costo total de inventario, que sería el costo por ordenar más el costo por mantener el inventario, en donde la demanda futura para n periodos está dada por la siguiente ecuación. (Bulfin, 1998)

$$(D_{1t}, D_{2t}, \dots D)$$

Sea TCUT(m) el costo variable promedio por periodo si la orden cubre m periodos, esto supone que el costo por mantener se da al final del periodo y que la cantidad necesaria para el pedido se usa al principio de este.

La orden D en el pedido 1 se obtiene con la siguiente ecuación.

Ecuación 9. Costo total por periodo de tiempo

$$TCUT(1) = S = \text{Costo por ordenar}$$

En el caso de ordenar $D_1 + D_2$ en el periodo 1 se obtiene:

Ecuación 10. costo total en el periodo dos.

$$TCUT(2) = \frac{1}{2}(S + hD_2)$$

Donde h es el costo por mantener una unidad en almacén durante un periodo de tiempo, en este caso se almacena D_2 unidades, esta cantidad se multiplica por h y se divide para 2 a fin de obtener el costo promedio, en el caso de ordenar 3 periodos se aplica la siguiente ecuación:

Ecuación 11. costo total en el periodo tres

$$TCUT(3) = \frac{1}{3}(S + hD_2 + 2hD_3)$$

En caso de 4 o más periodos se aplica la siguiente ecuación

Ecuación 12. costo total en el periodo m

$$TCUT(m) = \frac{1}{m}(S + hD_2 + 2hD_3 + \dots + (m-1)hD_m)$$

Se calcula K(m), m=1,2,3,...,m. y se detiene cuando

$$TCUT(m+1) > TCUT(m)$$

Cuando el periodo en el que el costo promedio aumenta, en el periodo 1 se ordena la cantidad que cumpla con la demanda de los siguientes periodos m donde:

Ecuación 13. cantidad óptima a pedir algoritmo Silver Meal

$$Q_x = S + D_2 + \dots + D_m$$

Donde Q es la cantidad ordenar en el periodo iy y cubre m periodos, en el caso de que

se emita pedido en el periodo i entonces la Q_x es 0. (Bulfin, 1998)

2.11.6. Algoritmo de Wagner-Whitin (WW)

Este algoritmo fue aplicado en el artículo presentado por (Cristina González Garzón, August 2-5, 2021), con el objetivo de obtener soluciones óptimas para los problemas de la gestión de inventarios, por medio de programación dinámica la cual se asienta en el cálculo de una matriz de costos variables para todas las alternativas de periodos durante un horizonte de tiempo.

Tiene como objetivo minimizar los costos por ordenar y mantener el inventario que da como resultado un costo mínimo por ordenar una cantidad optima, evaluando todas las maneras posibles de ordenar a fin de cubrir la demanda de cada horizonte de tiempo este algoritmo se lo escribe matemáticamente de la siguiente forma. (Jay H Heizer, Operations Management, 2009)

Ecuación 14. Algoritmo de Wagner-Whitin

$$K_{tl} = A + H \left[\sum_{j=t}^l (j - t) D_j \right] \quad j \geq 1$$

$$t = 1, 2, \dots, n ; \quad l = t + 1, t + 2, \dots, n$$

$$K_i = \min_{t=1, 2, \dots, l} \{K_{t-1} + K_{t,l}\}$$

$$l = 1, 2, \dots, N$$

Donde:

A= Costo de la orden de compra o de preparación para la producción

H= costo de mantenimiento de inventario por periodo

D_j = Demanda para el periodo j .

K_j = Costo mínimo de pedido 1 al l con inventario cero al final del periodo l

D_j = Se define como cero, y la solución del costo mínimo está dado por K_N

Se debe seguir pasos para su desarrollo como:

Definir el criterio de la función objetivo, el cual es minimizar el costo por mantener y ordenar.

Identificar y definir las variables además de la restricción de balance, demanda, binaria, límite y no negatividad.

Variables de decisión:

X_i = Cantidad de unidades a ordenar en el pedido i

I_i = Inventario en unidades al final del periodo i

W_i = ¿En el periodo i se ordena?

$i = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, \dots, n\}$

Formulación de la función objetivo

Ecuación 15. Función objetivo

$$Z_{MIN} = S(W_1 + W_2 + W_3 + W_n) + H(I_1 + I_2 + I_3 + I_n)$$

Utilizando el software Win QSB por medio de la herramienta Linear and Integer Programming se puede obtener la solución al modelo formulado. (Parra, 2012)

2.12. NIVEL DE SERVICIO

Se define como el porcentaje de los pedidos que la empresa es capaz de atender dentro de un plazo determinado por lo que representa la satisfacción de los clientes, cuando el nivel de servicio es alto no solo implica un esfuerzo en el área de ventas y despacho sino en toda la cadena, como ejemplo si se tiene un 97% de nivel quiere decir que el 97% de pedidos fueron cumplidos en los plazos establecidos. Por lo que el inventario debe ser suficiente para cumplir los pedidos y los insumos deben ser los necesarios para despacho y packing.

El optimizar el nivel del servicio es fundamental para cumplir un nivel definido siempre y cuando los costos por mantener el inventario no exceda, esto se hace un balance entre costo de mantener inventario y costo por falta de unidades en existencia. (Rallou, 2004)

CAPÍTULO III

3. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL

3.1. DESCRIPCIÓN DE LA EMPRESA

Magic Woman es una empresa ubicada en la ciudad de Ibarra, lleva más de 3 años en el mercado, se dedica a la importación y comercialización de insumos cosméticos. La empresa se visualiza en la comercialización de su propia marca es por ello por lo que inicio con la importación de productos propios que se distribuyen en el mercado ecuatoriano pensando en expandir su oferta.

Magic Woman además de la comercialización se dedica a dictar cursos de capacitación de maquillaje, esto ha sido gracias a que cuenta con personal capacitado para este tipo de actividades. El objetivo principal de Magic Woman no solo es brindar un producto a sus clientes, sino capacitar y asesoran en la utilización y beneficios de este, es por eso por lo que la empresa ha tenido la oportunidad de crecer exponencialmente año tras año.

La empresa cuenta con ocho trabajadores los mismos que tienen el compromiso de brindar una atención de calidad y ofrecer servicio personalizado a cada uno de los clientes para la satisfacción y cumplimiento de objetivos de estos.

3.1.1. *MISION*

Brindar insumos, materiales y herramientas de maquillaje con calidad y asesoramiento de personal capacitado para que las mujeres potencialicen sus técnicas de maquillaje y belleza.

3.1.2. *VISION*

Convertir en el 2025 a Magic Woman en un puntal para el comercio de insumos,

materiales, y herramientas de maquillaje en la provincia de Imbabura, Pichincha y Carchi con ética, responsabilidad, y compromiso social.

3.1.3. VALORES

Magic Woman está orientada en su compromiso con la sociedad, clientes y personal es por ellos que sus valores se centran en:

Lealtad. – Magic Woman brindará un compromiso de lealtad a cada empresa aleada y clientes orientado en cumplir con sus necesidades y demandas.

Ética Profesional. - Destacar la asesoría personal que se brinda al cliente con ética y sinceridad y no primando un fin comercial sino la satisfacción de cada cliente.

Innovación. - Buscar de manera frecuente la venta y distribución de productos que marquen tendencia a nivel nacional e internacional.

Competitividad. – La empresa Magic Woman tiene el compromiso de satisfacer necesidades a un precio justo, y en competencia a las diversas empresas que se encuentran en el mercado.

3.2. UBICACIÓN

País. - Ecuador

Provincia. - Imbabura

Ciudad. - Ibarra

Dirección. - Gonzalo Gómez Jurado s/n y Cristóbal de Troya

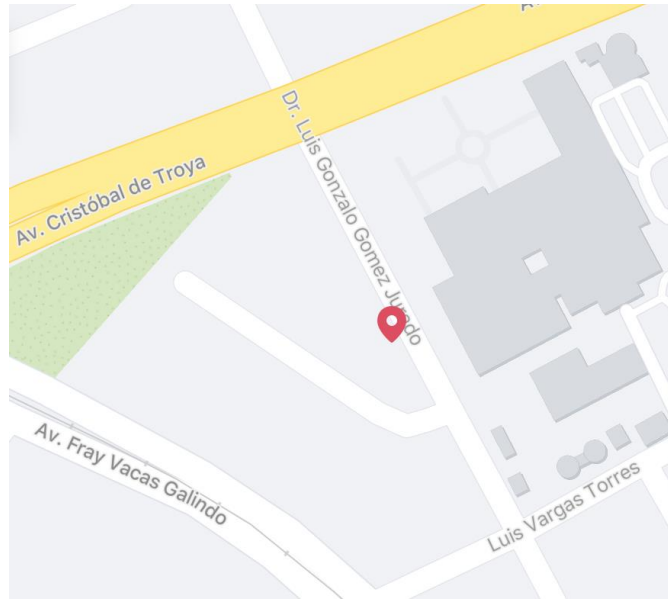


Ilustración 7. Ubicación Geográfica Empresa Magic Woman

Fuente: Google Maps

3.3. ORGANIGRAMA

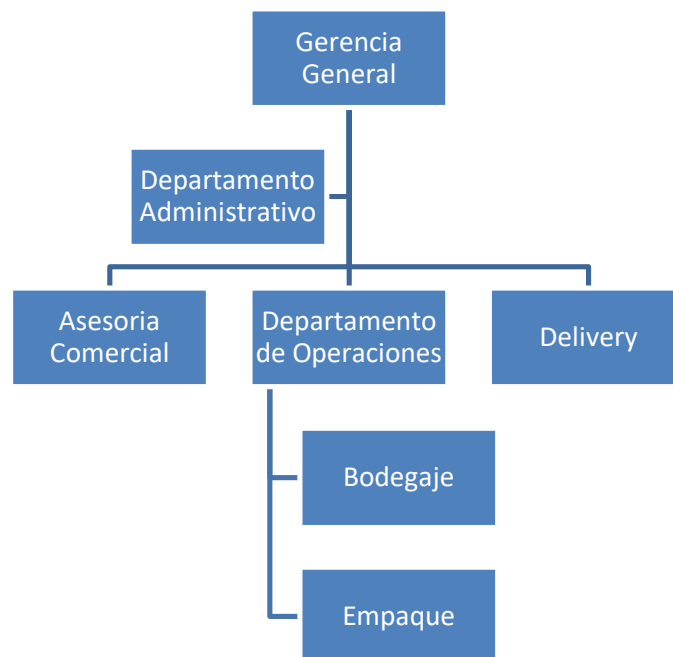


Ilustración 8. Organigrama Empresa Magic Woman

Fuente: Elaboración propia

3.4. PROVEEDORES

Magic Woman posee proveedores nacionales e internacionales los mismos que se detallan a continuación:

Nacionales. - 3 proveedores

Internacionales. - 1 proveedor

3.5. MERCADO

El mercado de Magic Woman principalmente tiene como objetivo las mujeres entre las edades de 18 y 34 años, las principales provincias son: Pichincha, Imbabura y Carchi. Las herramientas que se ocupan para determinar este mercado son las estadísticas de Facebook e Instagram en la que se determina el género, edad, país y región, a continuación, se colocan las imágenes extraídas de las aplicaciones pertinentes:



Ilustración 9. Mercado de la empresa Magic Woman

Fuente: Estadísticos de la página de Instagram de la empresa



Ilustración 10. Estadísticas del mercado

Fuente: Página de Facebook de la empresa

3.6. COSTOS ASOCIADOS

Los costos asociados al inventario son Costos por adquisición, Costo por ordenar y Costo por mantener mismos que se muestran a continuación en la tabla.

Tabla 1. Costos asociados al inventario

Denominación	Costos de adquisición	Costo por mantener	Costo de ordenar
SKU_1	\$ 6,5	\$ 0,20	\$ 125
SKU_2	\$ 11,49	\$ 0,34	\$ 140
SKU_3	\$ 0,44	\$ 0,01	\$ 95
SKU_4	\$ 0,44	\$ 0,01	\$ 95
SKU_5	\$ 0,44	\$ 0,01	\$ 95
SKU_6	\$ 0,44	\$ 0,01	\$ 95
SKU_7	\$ 0,27	\$ 0,01	\$ 90
SKU_8	\$ 0,27	\$ 0,01	\$ 90
SKU_9	\$ 0,27	\$ 0,01	\$ 90
SKU_10	\$ 0,27	\$ 0,01	\$ 90
SKU_11	\$ 0,27	\$ 0,01	\$ 90
SKU_12	\$ 4,5	\$ 0,14	\$ 115
SKU_13	\$ 4,4	\$ 0,13	\$ 115
SKU_14	\$ 4,4	\$ 0,13	\$ 115

Fuente: Elaboración propia

3.7. CLIENTES

Magic Woman al tener la distribución de productos de belleza y especialmente maquillaje ha logrado tener como clientes a:

- Academias de maquillaje
- Maquilladoras profesionales
- Emprendedores de la zona
- Consumidor final

3.8. ANÁLISIS FODA

Fortalezas	Oportunidades
• Personal capacitado • Productos de innovación • Costo de productos accesibles • Línea de productos con marca propia (brochas, esponjas, limpiador de brochas)	• Asesoramiento en compras, poder realizar cursos a nivel nacional. • Diferenciar a las empresas ya existentes. • Aumentar el consumo y promover al emprendimiento. • Posicionamiento en el mercado y evitar competencia en la imposición de costos.
Debilidades	Amenazas
• Falta del control de inventario • Alta oferta de productos de maquillaje en el mercado ecuatoriano. • Precios elevados con respecto a la competencia en ciertas líneas de maquillaje.	• Pérdida, deterioro de producto y desabastecimiento. • Marcas mejor posesionadas en el mercado • Economía Inestable. • Pérdida de líneas por poca rotación de ventas.

Ilustración 11. Análisis FODA

Fuente: Elaboración propia

3.8.1. Objetivos Estratégicos

Asegurar proveedores de productos para la marca Magic Woman mediante el uso de materiales para su elaboración libres de procedencia animal lo cual ayude a incentivar una producción más limpia.

Reforzar las capacitaciones de carrera profesional de maquillaje mediante convenios

con la Secretaría Nacional de Educación Superior y Tecnológica y la Secretaría Técnica del Sistema Nacional de Cualificaciones y Capacitación Profesional para llegar a ser una academia certificada.

Expandir y mantener el nivel de servicio de la marca Magic Woman mediante un plan de marketing y abastecimiento para que sea reconocida a nivel nacional e internacional.

3.9. ANÁLISIS DE INVENTARIO ACTUAL

Para el análisis del índice de rotación de la empresa se tomó en cuenta varios aspectos, en primer lugar, se realizó la recolección de datos históricos de ventas del último año, estos datos fueron tomados de hojas de Excel, notas de ventas, facturas, etc. Los mismos que fueron estructurados en una hoja de Excel especificando el artículo, el precio de venta y el total de inventario que se tiene a fin de año, con estos datos se procede a encontrar el índice de rotación.

3.9.1. *ÍNDICE DE ROTACIÓN*

El índice de rotación es importante en el análisis actual de la empresa ya que es el que nos indica la frecuencia de salida de productos de bodega, entre mayor sea el índice de rotación más rápido será el retorno de la inversión.

CODIGO	COSTO DE VENTA ANUAL	TOTAL DE INVENTARIO ACTUAL	INVENTARIO PROMEDIO	INDICE DE ROTACION	INDICE DE ROTACION EN DIAS
sku 1	\$ 20.455,50	\$ 4.875,00	\$ 406,25	50,35	7,25
sku2	\$ 27.730,00	\$ 8.112,50	\$ 676,04	41,02	8,90
sku 3	\$ 1.561,50	\$ 495,00	\$ 41,25	37,85	9,64
sku4	\$ 1.365,30	\$ 540,00	\$ 45,00	30,34	12,03
sku5	\$ 1.574,10	\$ 468,00	\$ 39,00	40,36	9,04
sku6	\$ 1.585,80	\$ 450,00	\$ 37,50	42,29	8,63
sku7	\$ 1.207,80	\$ 990,00	\$ 82,50	14,64	24,93
sku8	\$ 1.350,80	\$ 935,00	\$ 77,92	17,34	21,05
sku9	\$ 1.486,10	\$ 880,00	\$ 73,33	20,27	18,01
sku10	\$ 1.284,80	\$ 907,50	\$ 75,63	16,99	21,48
sku11	\$ 1.261,70	\$ 896,50	\$ 74,71	16,89	21,61
sku12	\$ 5.750,00	\$ 3.000,00	\$ 250,00	23,00	15,87
sku13	\$ 5.690,00	\$ 3.480,00	\$ 290,00	19,62	18,60
sku14	\$ 4.990,00	\$ 4.200,00	\$ 350,00	14,26	25,60

Ilustración 12. Índice de rotación

Fuente: Elaboración propia

En la tabla se puede observar que la rotación es variable para cada producto, el de mayor rotación es el artículo Sku1.

3.9.2. Clasificación ABC

Para la clasificación ABC se realizó la recolección de datos históricos de ventas de los últimos 3 años en la empresa los cuales fueron estructurados en una hoja de Excel, esta recolección de datos se la hizo mediante observación de campo en libros de Excel, notas de ventas y facturas que tiene en bodega la empresa, estos datos fueron tomados y analizados mes a mes para completar dicha base de datos que también sirvió para el análisis del índice de rotación.

La clasificación ABC se realizó a los catorce productos para poder identificar cuáles son los mayores demandados y a su vez cuáles son los productos que generan el 80% de los ingresos de la empresa es decir los de la clasificación A los más importantes.

CÓDIGO	INGRESOS	%	\$ ACUMULAD OS	% ACUMULAD O	
sku2	\$ 71.036,00	35,77%	\$ 71.036,00	35,77%	A
sku 1	\$ 50.992,50	25,68%	\$ 122.028,50	61,45%	
sku12	\$ 14.670,00	7,39%	\$ 136.698,50	68,83%	
sku13	\$ 14.390,00	7,25%	\$ 151.088,50	76,08%	
sku14	\$ 13.290,00	6,69%	\$ 164.378,50	82,77%	
sku5	\$ 4.297,50	2,16%	\$ 168.676,00	84,93%	
sku6	\$ 4.293,00	2,16%	\$ 172.969,00	87,10%	B
sku 3	\$ 4.216,50	2,12%	\$ 177.185,50	89,22%	
sku4	\$ 3.987,00	2,01%	\$ 181.172,50	91,23%	
sku9	\$ 3.848,90	1,94%	\$ 185.021,40	93,16%	
sku8	\$ 3.487,00	1,76%	\$ 188.508,40	94,92%	C
sku10	\$ 3.452,90	1,74%	\$ 191.961,30	96,66%	
sku11	\$ 3.377,00	1,70%	\$ 195.338,30	98,36%	
sku7	\$ 3.259,30	1,64%	\$ 198.597,60	100,00%	
	\$ 198.597,60				

Ilustración 13. Clasificación ABC

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la tabla la empresa tiene seis artículos que conforman el grupo A de la clasificación ABC lo cuales son Sku2, Skau1, Sku12, Sku13, sku14, Sku5.

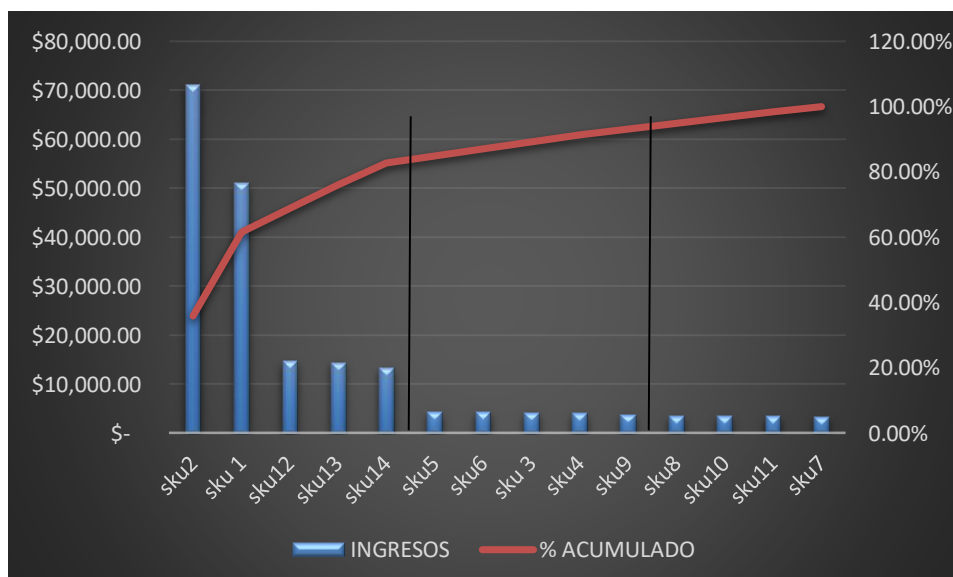


Ilustración 14. Gráfica clasificación ABC

Fuente: Elaboración propia

3.10. NIVEL DE SERVICIO

El nivel de servicio que se indica a continuación es el reflejado por la empresa en los últimos tres años, el mismo que resultado de la relación entre pedidos ingresados y pedidos cumplidos en cada periodo de tiempo.

Tabla 2. Histórico de nivel de servicio

AÑO	%
2018	87.70%
2019	73.60%
2020	66.61%

Fuente: Elaboración propia

La empresa Magic Woman en la actualidad se encuentra en un crecimiento importante esto gracias a la fácil accesibilidad a sus productos, de igual manera la calidad, y los costos son bien vistos por los clientes, Con el análisis de la situación actual de Magic Woman se encontró un inventario obsoleto llevado por hojas de Excel y libros mismos que no son actualizados constantemente y tienen problema de stock insuficiente, no se cumplen con los pedidos solicitados a tiempo por falta de productos, esto genera malestar a sus compradores y su nivel de servicio ha bajado año tras año. La rotación de venta de sus productos es ligeramente alta en su mayoría, sin embargo, hay productos de rotación baja que se deterioran en bodega.

CAPÍTULO IV

4. DESARROLLO DEL MODELO

4.1. MODELO DE INVENTARIO

Para el desarrollo de un modelo de inventario se debe analizar y validar la información histórica mediante la creación de una base de datos de tres años atrás, la misma que se valida con el personal de la empresa. El analizar y armar la base de datos de forma correcta es el principal punto para el desarrollo del modelo y el punto de inicio al desarrollo y creación del modelo óptimo para la empresa.

4.2. BASE DE DATOS

La base de datos para el desarrollo y la aplicación del modelo se la realizó en base a los pedidos (demanda) que ingresaron a la empresa en los años 2018, 2019 y 2020. La misma fue estructurada mediante la recolección de datos históricos encontrados en digital, donde se especifican los pedidos receptados tanto demanda cumplida como incumplida, pero en gran parte en notas de ventas, facturas, libros de bodega de los 3 años anteriores los mismos que estuvieron archivados en bodega.

Los datos los datos se los organizo en tablas como se muestra a continuación. Año 2018

Tabla 3. Base de datos de demanda 2018

	Ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
sku 1	44	52	61	74	66	59	51	69	53	47	63	79
sku2	39	42	54	63	57	55	48	67	49	58	61	77
sku 3	122	118	100	133	101	134	113	125	94	108	107	133
sku4	89	97	105	133	112	96	125	134	101	88	122	145
sku5	103	99	102	125	106	117	108	133	107	121	119	142
sku6	96	94	106	125	91	105	111	137	109	115	125	166
sku7	54	63	58	96	75	65	66	83	74	61	77	98
sku8	58	61	66	88	55	76	63	84	57	78	73	87

sku9	61	58	69	79	65	54	76	82	73	71	82	88
sku10	49	56	78	94	54	65	82	73	67	77	65	91
sku11	52	66	59	78	86	54	72	68	74	69	73	99
sku12	29	33	28	39	28	31	29	32	27	22	28	33
sku13	26	19	24	35	22	33	31	38	33	27	36	41
sku14	33	28	26	35	26	29	24	38	32	29	26	31

Fuente: Elaboración propia

4.3. ESTACIONALIDAD

4.3.1. CÓDIGO

El código para análisis de estacionalidad se lo obtiene del CRAN, el mismo que se muestra a continuación:

```

1 library(forecast)
2 library(ggfortify)
3 library(tseries)
4 library(astsa)
5 library(tidyverse)
6 library(nnfor)
7 library(ggplot2)
8 library(TSstudio)
9 library(tsfknn)
10 library(readxl)
11 |
12 Base_datos <- read_excel("Base de datos_Huertas Pamela.xlsx")
13 Base_datos
14
15 #convertir la base de datos en serie temporal(ts)
16 Base_datosts=ts(Base_datos$SKU14 ,freq=12,start=c(2018,1))
17 boxplot(Base_datosts)
18
19 #Estacionalidad prueba dickey-fuller
20 adf.test(Base_datosts)
21
22 #calculando la estacionalidad
23 ts_seasonal(Base_datosts,type="all")
24

```

Ilustración 15. Código de R para análisis de estacionalidad

Fuente: Software RStudio

En el código encontramos detallados los paquetes que se necesitan para el análisis de estacionalidad y pronósticos donde:

- Forecast: pronóstico

- Tseries: Serie de tiempo
- Asts: Arima
- Tidyverse: KNN pronóstico
- Nnfor: Redes neuronales
- Ggplot2: Gráficos
- TSstudio
- Tsfknn
- Readx1
- Ggfortify:

4.3.2. *Análisis de estacionalidad*

Para el análisis de estacionalidad lo realizaremos en el software R y RStudio, con la finalidad de obtener los resultados y con ellos conocer los patrones de conducta de las series de tiempo por cada artículo.

El procedimiento para el análisis de estacionalidad por SKU en el software R es:

1. Crear nuevo proyecto donde se forma una carpeta y se incorpora el documento que contiene la base de datos en formato Excel.
2. Creación de un SCRIPT donde se guarda la carpeta ya creada. En el SCRIPT se copia el código que se obtuvo del CRAN anteriormente.
3. Se vincula la base de datos al código

4. Se debe modificar el mes y el año donde empieza la base de datos.
5. En cada análisis se debe seleccionar el SKU a analizar.
6. Se selecciona el código y se hace clic en RUN para que el software evalúe y analice los datos.

El proceso se lo hace por cada SKU

La prueba utilizada para el análisis de estacionalidad es dickey- fuller la misma que nos da como resultado p- value que nos indica la estacionalidad mediante la búsqueda de datos atípicos en la serie de tiempo, los valores críticos para considerar estacionaria esta entre 1% y 5% .

Los resultados de la estacionalidad para cada SKU se muestran en la tabla siguiente:

Tabla 4. Primer análisis de estacionalidad

ARTÍCULO	P VALOR	ESTACIONALIDAD
SKU1	0,357	NO
SKU2	0,019	SI
SKU3	0,134	NO
SKU4	0,473	NO
SKU5	0,458	NO
SKU6	0,823	NO
SKU7	0,082	NO
SKU8	0,626	NO
SKU9	0,954	NO
SKU10	0,661	NO
SKU11	0,028	SI
SKU12	0,403	NO
SKU13	0,153	NO
SKU14	0,923	NO

Fuente: Elaboración propia

Con el análisis de estacionalidad realizada en el software R aplicando la prueba de dickey- fuller se obtuvo como resultado que 12 de los 14 SKU analizados están fuera del rango

permitido del 1% y 5% que nos da la prueba aplicada, esto se da debido a que la empresa acostumbra a realizar constantemente oferta en fechas específicas como día de la mujer, día de la madre, verano y navidad por lo que los productos tienden a tener un patrón de tendencia y no el de estacionalidad como se necesita, la empresa lleva esta particularidad de las ofertas desde hace más de tres años.

Por otro lado, tenemos que dos SKU resultaron estacionarios entre ellos el SKU2 que es uno de los artículos con buena rotación, mismo que hace que no lo incorporen a las ofertas habituales de la empresa y no mantenga una tendencia.

Ya que para la realización de pronósticos es necesario que las series de tiempo sean estacionarias se debe ajustar y modificar a las series de tiempo de los SKU que no resultaron estacionarios, esto se lo realizo con el código de diferenciación del software R donde se obtienen los siguientes resultados.

Tabla 5. *Análisis de estacionalidad final*

ARTÍCULO	P VALOR	ESTACIONALIDAD
SKU1	0,047	SI
SKU2	0,019	SI
SKU3	0,043	SI
SKU4	0,041	SI
SKU5	0,044	SI
SKU6	0,053	SI
SKU7	0,034	SI
SKU8	0,037	SI
SKU9	0,041	SI
SKU10	0,036	SI
SKU11	0,028	SI
SKU12	0,024	SI
SKU13	0,049	SI
SKU14	0,012	SI

Fuente: *Elaboración propia*

Con el ajuste de la base de datos se pudo obtener que todas las series de tiempo son

estacionarias, a su vez se validó nuevamente la información de cada SKU para que los datos ajustados no salgan de la realidad de la empresa.

La comparación de los resultados gráficos de la estacionalidad dados por el software R se muestran en el **ANEXO 2**

4.4. PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

Una vez analizado cada SKU de la base de datos se procederá a generar los pronósticos mismos que se los desarrollara mediante tres tipos que son ARIMA, Redes Neuronales y KNN mismos que se determinan mediante el software R, se obtendrá de cada uno los pronósticos de un año por cada SKU y los errores pertinentes como RMSE, MAE y MAPE los cuales se ajustan a la demanda pronosticada una vez obtenido los resultados se debe realizar una comparación con los resultados de los errores para determinar cuál pronóstico es el más conveniente.

4.4.1. ARIMA

Se realizó el modelo ARIMA mediante el software R donde se utilizó la base de datos y el código que se lo visualiza en el ANEXO 3, una vez aplicado el código y haciendo correr el software para cada SKU se obtuvieron los siguientes resultados tanto para pronóstico como para errores.

Tabla 6. Errores pronósticos ARIMA

ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE
SKU1	9,72	7,6	11,86
SKU2	10,98	8,87	14,42
SKU3	20,27	16,19	12,78
SKU4	26,9	21,56	17,51
SKU5	21,91	16,68	12,81
SKU6	21,85	17,15	12,77
SKU7	15,83	12,96	16,26
SKU8	13,72	11,19	12,68
SKU9	17,19	13,62	13,89
SKU10	18,5	14,07	16,69
SKU11	16,4	13,04	16,03
SKU12	10,19	8,35	19,77
SKU13	12,39	8,84	23,23
SKU14	11,95	9,02	23,16

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7. Pronósticos Modelo Arima 2021

ARTICULO	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
SKU1	87	82	79	76	74	73	72	72	71	71	71	71
SKU2	82	76	73	71	69	69	68	68	68	676	67	67
SKU3	142	134	132	131	131	131	131	131	131	131	131	131
SKU4	128	122	121	121	121	121	121	121	121	121	121	121
SKU5	154	140	134	133	132	132	132	132	132	132	132	132
SKU6	168	152	144	140	137	136	135	135	135	135	135	135
SKU7	88	84	83	83	83	83	83	83	83	83	83	83
SKU8	96	94	93	93	92	92	92	92	92	92	92	92
SKU9	120	111	106	104	103	103	103	103	102	102	102	102
SKU10	99	93	93	92	92	92	92	92	92	92	92	92
SKU11	98	90	87	86	86	86	86	86	86	86	86	86
SKU12	54	49	47	46	45	45	44	44	44	44	44	44
SKU13	41	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42
SKU14	52	44	41	40	40	40	40	40	40	40	40	40

Fuente: Elaboración propia

4.4.2. Redes Neuronales

Ya con el resultado del pronóstico mediante ARIMA se debe realizar mediante redes neuronales el mismo que se lo realiza de la siguiente forma:

1. Obtener el código de redes del CRAN mismo que se muestra en el Anexo III
2. Asignar un valor “y” a la serie de tiempo, las variables de entrada deben ser 12 meses
3. Realizar el primer entrenamiento poniendo en funcionamiento el código, así se obtiene un primer pronóstico con los errores.
4. Disminuir el error realizando un segundo entrenamiento y así obteniendo los valores del pronóstico y errores nuevos. El proceso se lo realiza para cada SKU.

Después de correr el código para cada SKU se obtuvo los siguientes resultados:

Tabla 8. Errores pronóstico modelo redes neuronales

ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE
SKU1	0,19	0,13	0,21
SKU2	3,82	3,12	5,58
SKU3	0,54	0,34	0,29
SKU4	0,82	0,46	0,44
SKU5	0,65	0,45	0,4
SKU6	0,41	0,28	0,23
SKU7	11,56	8,49	11,08
SKU8	0,31	0,17	0,22
SKU9	0,25	0,17	0,19
SKU10	0,79	0,6	0,68
SKU11	1,64	0,92	1,3
SKU12	0,15	0,09	0,26
SKU13	0,4	0,24	0,63
SKU14	0,19	0,09	0,28

Fuente: Elaboración propia

Tabla 9. Pronósticos modelo redes neuronales 2021

ARTÍCULO	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
SKU1	91	90	94	100	95	93	88	98	92	96	96	104
SKU2	73	78	82	90	86	82	78	92	84	87	90	95
SKU3	1093	178	159	193	165	180	153	210	174	163	176	188
SKU4	188	136	169	171	154	147	144	191	163	78	88	165
SKU5	113	189	154	208	159	178	160	196	142	185	154	225
SKU6	174	137	118	119	149	196	212	179	121	99	126	173
SKU7	102	99	117	137	117	132	112	130	110	93	113	133
SKU8	104	100	107	119	110	106	125	127	117	120	126	134
SKU9	102	130	105	136	105	121	123	142	122	109	108	146
SKU10	97	93	87	125	79	86	103	111	83	81	86	112
SKU11	80	98	89	125	111	96	111	96	108	125	97	139
SKU12	57	69	51	82	65	68	57	72	71	72	70	84
SKU13	36	37	70	42	62	66	27	58	67	29	86	60
SKU14	49	64	61	49	76	85	48	77	74	56	93	84

Fuente: Elaboración propia

4.4.3. Modelo KNN

El último modelo para realizar el KNN el mismo que se lo realiza de la siguiendo los siguientes pasos:

1. Buscar y colocar el código que se lo encuentra en el Anexo en el script.
2. Anclar la base de datos al código y seleccionar el SKU
3. Al igual que en redes neuronales en KNN también se realizan entrenamientos donde cada uno seria la mejora del resultado anterior hasta conseguir la predicción final.

El resultado obtenido del pronóstico por cada SKU y sus errores son los siguientes:

Tabla 10. Errores pronóstico modelo KNN

ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE
SKU1	3,12	2,8	3,24
SKU2	5,05	4,66	5,49
SKU3	11,21	10,02	6,33
SKU4	30,87	26,54	16,41
SKU5	30,65	27,05	15,53
SKU6	22,21	21,07	13,65
SKU7	13,34	11,77	13,37
SKU8	12,73	10,22	10,47
SKU9	13,33	10,3	10,4
SKU10	15,93	15,86	15,36
SKU11	11,58	10,1	9,82
SKU12	16,91	15,16	22,51
SKU13	11,66	8,97	13,67
SKU14	15,6	12,75	19,08

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Pronóstico modelo KNN 2021

ARTÍCULO	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
SKU1	86	78	97	104	98	94	86	97	90	91	97	104
SKU2	73	78	89	96	92	86	80	99	86	91	96	105
SKU3	175	161	144	180	150	152	153	196	160	147	164	187
SKU4	161	112	122	120	150	158	136	162	129	130	128	181
SKU5	155	161	167	189	166	155	168	179	170	160	173	186
SKU6	165	146	131	128	156	191	191	172	141	145	167	192
SKU7	84	89	95	115	95	105	89	120	97	83	106	125
SKU8	95	107	109	132	105	115	117	138	110	103	115	121
SKU9	103	115	105	140	95	120	119	142	110	109	111	146
SKU10	93	90	92	129	85	97	104	127	91	98	96	137
SKU11	87	102	93	125	114	100	116	99	110	125	106	136
SKU12	57	66	53	62	62	65	62	64	82	57	63	71
SKU13	56	39	67	70	38	55	45	51	63	53	52	77
SKU14	45	43	59	47	53	85	45	52	71	47	60	91

Fuente: Elaboración propia

Una vez obtenidos los resultados mediante los tres modelos se debe realizar una comparación de los errores para poder determinar cuál de los tres es el mejor e indicado para empezar aplicar los modelos de inventarios.

4.5. COMPARACIÓN DE LOS ERRORES DEL PRONÓSTICO.

Con los errores obtenidos en cada uno de los modelos de pronósticos se procede a realizar una comparación para determinar cuál de los tres es el de menor error.

KNN				ARIMA				REDES NEURONALES			
ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE	ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE	ARTÍCULO	RMSE	MAE	MAPE
SKU1	3,12	2,8	3,24	SKU1	9,72	7,6	11,86	SKU1	0,19	0,13	0,21
SKU2	5,05	4,66	5,49	SKU2	10,98	8,87	14,42	SKU2	3,82	3,12	5,58
SKU3	11,21	10,02	6,33	SKU3	20,27	16,19	12,78	SKU3	0,54	0,34	0,29
SKU4	30,87	26,54	16,41	SKU4	26,9	21,56	17,51	SKU4	0,82	0,46	0,44
SKU5	30,65	27,05	15,53	SKU5	21,91	16,68	12,81	SKU5	0,65	0,45	0,4
SKU6	22,21	21,07	13,65	SKU6	21,85	17,15	12,77	SKU6	0,41	0,28	0,23
SKU7	13,34	11,77	13,37	SKU7	15,83	12,96	16,26	SKU7	11,56	8,49	11,08
SKU8	12,73	10,22	10,47	SKU8	13,72	11,19	12,68	SKU8	0,31	0,17	0,22
SKU9	13,33	10,3	10,4	SKU9	17,19	13,62	13,89	SKU9	0,25	0,17	0,19
SKU10	15,93	15,86	15,36	SKU10	18,5	14,07	16,69	SKU10	0,79	0,6	0,68
SKU11	11,58	10,1	9,82	SKU11	16,4	13,04	16,03	SKU11	1,64	0,92	1,3
SKU12	16,91	15,16	22,51	SKU12	10,19	8,35	19,77	SKU12	0,15	0,09	0,26
SKU13	11,66	8,97	13,67	SKU13	12,39	8,84	23,23	SKU13	0,4	0,24	0,63
SKU14	15,6	12,75	19,08	SKU14	11,95	9,02	23,16	SKU14	0,19	0,09	0,28
	214,19	187,3	175,3		227,8	179,1	223,9		21,72	15,6	21,79

Ilustración 16. Resultados y comparación de errores de pronóstico

Fuente: Elaboración propia

Con los resultados de la suma de los errores es evidente que el mejor pronóstico es el de redes neuronales con el menor error.

4.6. COEFICIENTE DE VARIACIÓN

El coeficiente de variación es necesario calcularlo para poder determinar qué modelo es el más adecuada para cada SKU, el proceso que se debe seguir para el cálculo es:

1. Obtener el código en la base de datos del CRAN y copiarlo en el script
2. Vincular la base de datos y seleccionar el SKU a analizar
3. Correr el código y obtener el valor del coeficiente
4. Repetir el proceso para cada SKU

Los valores que se obtuvieron fueron los siguientes:

Tabla 12. Coeficiente de Variación

ARTÍCULO	CV
SKU1	0,18
SKU2	0,2
SKU3	0,16
SKU4	0,23
SKU5	0,18
SKU6	0,19
SKU7	0,19
SKU8	0,17
SKU9	0,19
SKU10	0,21
SKU11	0,203
SKU12	0,28
SKU13	0,31
SKU14	0,32

Fuente: Elaboración propia

Para determinar qué modelo se debe comparar el valor si el CV es menor que 0.20 se aplica modelos Clásicos y si es mayor a 0.20 modelos Heurísticos. Los resultados son los siguientes:

Tabla 13. Método de inventario a utilizar

ARTÍCULO	CV	Método
SKU1	0,18	Clásico
SKU2	0,2	Heurístico
SKU3	0,16	Clásico
SKU4	0,23	Heurístico
SKU5	0,18	Clásico
SKU6	0,19	Clásico
SKU7	0,19	Clásico
SKU8	0,17	Clásico
SKU9	0,19	Clásico
SKU10	0,21	Heurístico
SKU11	0,203	Heurístico
SKU12	0,28	Heurístico
SKU13	0,31	Heurístico
SKU14	0,32	Heurístico

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la tabla anterior siete SKU se deberá aplicar métodos heurísticos y los siete restantes métodos clásicos donde en métodos clásicos aplicaremos el modelo Q con ROP (punto de reorden) y SS (inventario de seguridad) y para los heurísticos se aplicará Silver Meal y Wagner Whitin.

4.7. APLICACIÓN DE MODELOS

Con los resultados obtenidos en el cálculo del coeficiente de variación se obtuvo que siete SKU se les aplicara modelo clásica (Modelo Q) y a los siete restantes modelos heurísticos (Silver Meal y Wagner Whitin.).

4.7.1. SILVER MEAL

La aplicación de este modelo se lo realiza a los SKU2, SKU4, SKU10, SKU11, SKU12, SKU13 y SKU14. Los pasos para seguir son los siguientes:

En una hoja de Excel se debe crear las tablas correspondientes para el desarrollo del

modelo, donde debe constar en las dos primeras columnas los meses y los pronósticos de cada mes. En la tercera columna se coloca el costo por ordenar en donde corresponda.

A partir de la cuarta columna se realiza el cálculo del costo por mantener las unidades en inventario en cada periodo con la siguiente fórmula $D \cdot H \cdot n(\text{Periodo})$ donde D es la demanda pronosticada, H es el costo unitario por mantener y p es el periodo actual. Este cálculo se lo realiza a partir del periodo dos y se lo repite para todos.

En la columna llamada suma fila se realiza la sumatoria de los costos por mantener de cada periodo calculado.

En la columna siguiente llamada CT se calcula el costo total mismo que en el primer periodo será igual al valor de la suma fila del periodo actual, a partir del segundo periodo el valor resultará de la suma del costo total del periodo anterior más el valor de la suma fila del periodo actual.

Para calcular el costo total unitario por periodo de tiempo se realizó una división del costo total sobre el periodo actual.

Para identificar el periodo óptimo para realizar el pedido se debe observar en la columna de CTUT el valor que sea mayor al costo anterior ese será el periodo en donde se debe pedir y comenzará una nueva tabla donde el proceso se repite hasta finalizar los periodos.

		Costo de mantener inventario		0,34													
		Costo por ordenar		\$ 140,00													
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	73	140												140	140	140,000
2	feb-21	78		26,52											26,52	166,52	83,260
3	mar-21	82			55,76										55,76	222,28	74,093
4	abr-21	90				91,8									91,8	314,08	78,520
5	may-21	86					116,96								116,96	431,04	86,208
6	jun-21	82						139,4							139,4	570,44	95,073
7	jul-21	78							159,12						159,12	729,56	104,223
8	ago-21	92								218,96					218,96	948,52	118,565
9	sep-21	84									228,48				228,48	1177	130,778
10	oct-21	87										266,22			266,22	1443,2	144,322
11	nov-21	90											306		306	1749,2	159,020
12	dic-21	95												355,3	355,3	2104,5	175,377
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	abr-21	90	140												140	140	140,000
2	may-21	86		29,24											29,24	169,24	84,620
3	jun-21	82			55,76										55,76	225	75,000
4	jul-21	78				79,56									79,56	304,56	76,140
5	ago-21	92					125,12								125,12	429,68	85,936
6	sep-21	84						142,8							142,8	572,48	95,413
	oct-21	87															
	nov-21	90															
	dic-21	95															
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	jul-21	78	\$ 140,00												140	140	140,000
2	ago-21	92		31,28											31,28	171,28	85,640
3	sep-21	84			57,12										57,12	228,4	76,133
4	oct-21	87				88,74									88,74	317,14	79,285
5	nov-21	90					122,4								122,4	439,54	87,908
6	dic-21	95						161,5							161,5	601,04	100,173
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	oct-21	87	\$ 140,00												140	140	140,000
2	nov-21	90		30,6											30,6	170,6	85,300
3	dic-21	95			64,6										64,6	235,2	78,400

Ilustración 17. Aplicación algoritmo Silver Meal (SKU1)

Fuente: Elaboración propia

Para la planificación mediante métodos heurísticos de cada SKU se realizó un híbrido en el cual se colocó el lead time de 35 días ya que en este caso particular el tiempo influye en el periodo y las cantidades óptimas de pedido.

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	233	ene-21	73	160	\$ 54.40	\$ 140.00	\$ 194.40
		feb-21	78	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 222.28
		mar-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 222.28
feb-21	258	abr-21	90	168	\$ 57.12	\$ 140.00	\$ 419.40
		may-21	86	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 447.28
		jun-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 447.28
may-21	254	jul-21	78	176	\$ 59.84	\$ 140.00	\$ 647.12
		ago-21	92	84	\$ 28.56	\$ -	\$ 675.68
		sep-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 675.68
ago-21	272	oct-21	87	185	\$ 62.90	\$ 140.00	\$ 878.58
		nov-21	90	95	\$ 32.30	\$ -	\$ 910.88
		dic-21	95	0	\$ -	\$ -	\$ 910.88

Ilustración 18. Planificación Silver Meal (SKU1)

Fuente: Elaboración propia

Este es el resultado de la planificación y aplicación del modelo para el SKU2 donde se obtuvo como costo total 910\$. Los resultados para los SKU faltantes se muestran en los ANEXOS.

4.7.2. WAGNER WHITIN

La aplicación de este modelo se lo realiza a los SKU2, SKU4, SKU10, SKU11, SKU12, SKU13 y SKU14. Los pasos para seguir son los siguientes:

1. En el software R se crea un nuevo script y se copió el código obtenido del CRAN
2. Se ingresan los valores del pronóstico del SKU a analizar.
3. Se ingresa el costo por mantener y el costo por ordenar
4. Se corre el código y se obtiene los resultados.

TVC:
[1] 910.88

solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	140.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	166.52	280.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	222.28	307.88	306.52	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	314.08	369.08	337.12	362.28	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	431.04	456.80	395.60	391.52	454.08	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	570.44	568.32	479.24	447.28	481.96	531.52	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	729.56	700.92	585.32	526.84	535.00	558.04	587.28	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	948.52	888.60	741.72	651.96	628.84	620.60	618.56	666.84	NA	NA	NA	NA
[9,]	1177.00	1088.52	913.08	794.76	743.08	706.28	675.68	695.40	758.56	NA	NA	NA
[10,]	1443.22	1325.16	1120.14	972.24	890.98	824.60	764.42	754.56	788.14	815.68	NA	NA
[11,]	1749.22	1600.56	1364.94	1186.44	1074.58	977.60	886.82	846.36	849.34	846.28	894.56	NA
[12,]	2104.52	1923.56	1655.64	1444.84	1300.68	1171.40	1048.32	975.56	946.24	910.88	926.86	986.28

Ilustración 19. Resultados algoritmo Wagner Whitin (sku1)

Fuente: Software R

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	233	ene-21	73	160	\$ 54.40	\$ 140.00	\$ 194.40
		feb-21	78	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 222.28
		mar-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 222.28
feb-21	258	abr-21	90	168	\$ 57.12	\$ 140.00	\$ 419.40
		may-21	86	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 447.28
		jun-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 447.28
may-21	254	jul-21	78	176	\$ 59.84	\$ 140.00	\$ 647.12
		ago-21	92	84	\$ 28.56	\$ -	\$ 675.68
		sep-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 675.68
ago-21	272	oct-21	87	185	\$ 62.90	\$ 140.00	\$ 878.58
		nov-21	90	95	\$ 32.30	\$ -	\$ 910.88
		dic-21	95	0	\$ -	\$ -	\$ 910.88

Ilustración 20. Planificación algoritmo Wagner Whitin (SKU1)

Fuente: Elaboración propia

Este es el resultado de la planificación y la aplicación del método para el SKU2 donde el costo total es 910.88\$. los resultados para los SKU faltantes se los puede ver en el ANEXO11

4.7.3. MODELO Q

Para aplicar el modelo Q a los SKU que resultaron por métodos tradicionales, la aplicación del modelo se debe hacer tomando en cuenta el punto de reorden y el stock de

seguridad.

Este modelo se aplicará a los SKU1, SKU3, SKU5, SKU6, SKU7, SKU8, SKU9 mismos que resultaron en el coeficiente de variación menores a 0,20 por ende se aplican modelos clásicos.

1. Como primer paso se obtuvo un código del CRAN mismo que se lo muestra en el ANEXO12
2. En el código se vincula la base de datos con el pronóstico de cada SKU a analizar.
3. Se digita el costo por ordenar, costo por adquirir, porcentaje del costo por mantener en inventario, el nivel de confianza (95%) que corresponde a 1.645 y el lead time.
4. Se corre el código y se obtienen los resultados.

En los resultados obtenidos tendremos:

- Costo total anual
- Cantidad optima de pedido
- Stock de seguridad
- Punto de reorden

```

> S<-125
> C<-6.50
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/(313))
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 1207.349
> trunc(EOQ)
[1] 1207
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 7625.933
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 7.04747
> ceiling(SS)
[1] 8
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 134.188
> ceiling(ROP)
[1] 135

```

Ilustración 21. Resultados modelo Q (SKU1)

Fuente: Elaboración propia

Los resultados para los SKU3, SKU5, SKU6, SKU7, SKU8, SKU9 se muestra en el ANEXO13

4.8. NIVEL DE SERVICIO

Para el nivel de servicio se recopiló información de las unidades solicitadas en pedidos del año 2021 para poder realizar un análisis más real del funcionamiento del modelo.

El cálculo se lo realiza en una comparación entre las unidades que ingresaron como pedido con respecto a las demandas pronosticadas para esos meses, el resultado se muestra a

continuación.

MES	UNIDADES SOLICITADAS	UNIDADES PRONOSTICADAS	% CUMPLIMIENTO
ENERO	1241	1011	81,47%
FEBRERO	1212	989	81,60%
MARZO	1200	958	79,83%
ABRIL	1459	1158	79,37%
MAYO	1354	1188	87,74%
JUNIO	1425	1257	88,21%
JULIO	1382	1258	91,03%
AGOSTO	1375	1355	98,55%
SEPTIEMBRE	1285	1252	97,43%
OCTUBRE	1366	1338	97,95%
NOVIEMBRE	1429	1400	97,97%
DICIEMBRE	1502	1477	98,34%
			89,96%

Ilustración 22. Resultados Nivel de Servicio Actual

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar el nivel de servicio con respecto a unidades solicitadas y entregadas es alto en comparación a los otros años, sin embargo no llega a un 99% ya que el modelo esta evaluado a partir de agosto del 2021.

4.9. COMPARACIÓN DE RESULTADOS

Una vez aplicados los modelos a cada uno de los SKU y haber obtenido los costos totales anuales se procedió a realizar una comparación entre estos para poder obtener el menor costo para un mayor beneficio.

Se muestra los resultados del modelo Q aplicado a los SKU correspondientes, donde se obtuvo el costo total anual, stock de seguridad, cantidad optima de pedido y el punto de reorden.

	CANTIDAD OPTIMA	COSTO ANUAL	STOCK DE SEGURIDAD	PUNTO DE REORDEN
SKU1	1207	\$ 7.625,93	8	135
SKU3	5539	\$ 1.011,20	26	265
SKU5	5449	\$ 979,65	49	280
SKU6	5094	\$ 860,56	57	258
SKU7	5565	\$ 421,46	23	179
SKU8	5567	\$ 421,75	17	173
SKU9	5674	\$ 437,19	25	187
		\$ 11.757,74		

Ilustración 23. Resultados Modelo Q

Fuente: Elaboración propia

Se comparó los modelos Silver Meal y Wagner Whitin, el resultado de la comparación se muestra a continuación:

	Silver Meal	Wagner Whitin.
SKU2	\$ 910,88	\$ 910,88
SKU4	\$ 264,25	\$ 187,40
SKU10	\$ 152,68	\$ 152,68
SKU11	\$ 238,72	\$ 164,01
SKU12	\$ 549,82	\$ 524,06
SKU13	\$ 484,23	\$ 446,58
SKU14	\$ 522,97	\$ 506,07
	\$ 3.123,55	\$ 2.891,68

Ilustración 24. Resultados costos totales Modelo Silver Meal y Wagner Whitin

Fuente: Elaboración propia

Se puede observar que el algoritmo de Silver Meal dio como costo total anual 3123.55\$ y el Wagner Whitin 2891.68\$, por lo que se deduce que este es el de menor costo total.

Para obtener un costo total anual de todos los artículos se sumó los costos totales de cada modelo, como se muestra a continuación.

	Costo Total Anual	Costo Real	Ahorro	% de Ahorro
Q + Silver Meal	\$ 14.881,29	\$ 19.856,00	\$ 4.974,71	25,05%
Q+ Wagner Whitin	\$ 14.649,42	\$ 19.856,00	\$ 5.206,58	26,22%

Ilustración 25. Comparación Costos Modelos Heurísticos vs Costos reales

Fuente: Elaboración propia

En la tabla se realizó una comparación entre costo total anual propuesto y el costo total anual real y a su vez el ahorro y su porcentaje.

Para el nivel de servicio de la empresa se realizó una comparación entre el periodo agosto-diciembre 2020 y 2021 donde se obtuvo como resultado lo siguiente:

Nivel de servicio 2020 (agosto-diciembre)	Nivel de servicio 2021 (agosto-diciembre)
66,73%	98,05%

Ilustración 26. Comparación nivel de servicio

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar el nivel de servicio subió a más de 95% mismo que cumple con el objetivo planteado.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

CONCLUSIONES

- Mediante la revisión bibliográfica referente a modelos de inventario acoplados a diferentes tipos de demandas se logró tener un enfoque teórico y metodológico acerca del tema sustentando así el modelo de inventario elegido.
- Del diagnóstico de la situación actual de la empresa Magic Woman mediante la recolección de datos se conoció que cuenta con un control de inventario no técnico, por lo que al construir la base de datos se determinó que el producto con mayor rotación tiene un índice entre 7 y 10 días, además mediante la aplicación de la metodología ABC los productos que generan los mayores ingresos a la empresa son 6 productos del grupo A, 5 en el grupo B, finalmente 3 para el grupo C, obteniendo así la información de los productos más rentables en la empresa los mismos que generan la mayor utilidad.
- Del análisis de estacionalidad aplicado a la base de datos, se determinó que solo dos artículos resultaron con estacionalidad, esto se da por ofertas e irregularidades en los datos ingresados para lo cual se procedió a ajustar las series de tiempo del resto de SKU hasta lograr 100% de estacionalidad.
- Mediante la aplicación de los métodos clásico Q y heurísticos de Wagner Within y Silver Meal donde el de menor costo total anual fue el de Wagner Whitin se logró diseñar el modelo de inventario donde constan cantidades óptimas requeridas, periodos óptimos, punto de reordenamiento y stock de seguridad para cada artículo además de una planificación de pedido para un año donde se obtuvo el costo total anual, consiguiendo un ahorro para la empresa de 5206.58\$ mismo que es un 26.22% menos en el costo total anual del anterior año.

- Mediante la comparación del nivel de servicio de los meses agosto- diciembre 2020 que fue de 66.73% y el nivel de servicio del mismo periodo del 2021 fue de 98.05%, se determinó el cumplimiento del objetivo aumentando el nivel de servicio de la empresa tomando en cuenta el porcentaje de cumplimiento en cuestión de pedidos realizados y entregados.

RECOMENDACIONES

- Para la realización de pronósticos, cálculos de estacionalidad y coeficiente de variación se recomienda utilizar el software R ya que el error que brinda es relativamente bajo al mismo tiempo que su aplicación es sencilla.
- Implementar el modelo propuesto mediante el ciclo PHVA (planificar, hacer, verificar, actuar) para que la empresa tenga una mejor planificación con respecto a inventario y su respectivo control.
- Para la implementación del modelo propuesto se recomienda tomar en cuenta distintos factores como pronósticos a corto y mediano plazo para que el modelo sea adaptable a la incorporación de nuevos productos para la empresa.

Bibliografía

- Angel Gonzales, A. C. (2000). Administración de operaciones estrategia y analisis. En A. C. Angel Gonzales, *Administración de operaciones estrategia y analisis* (pág. 518). Mexico : Pearson Education .
- Bagnato, J. I. (10 de julio de 2010). *Aprende Machine Learning*. Obtenido de Aprende Machine Learning: <https://www.aprendemachinelearning.com/clasificar-con-k-nearest-neighbor-ejemplo-en-python/>
- Ballou, R. H. (2004). *Logística Administración de la cadena de suministro*. Mexico: Pearson .
- Barberá, R. (2018). CLASIFICACION DE INVENTARIOS SISTEMA ABC. *IPEA*, 5.
- Bulfin, D. S. (1998). *Planeación y Control de la producción*.
- Camisón, C., Cruz, S., & Gonzále, T. (2006). *Gestión de la calidad: Conceptos, enfoques, modelos y sistemas*. Madrid: PEARSON EDUCATION S.A.
- Canela, M. A. (2002). *Gestión de la Calidad*. Barcelona: Universidad Politécnica de Catalunya .
- Cristina González Garzón, Y. M. (August 2-5, 2021). Inventory Model for Raw Material: A Case Study of a Chemical Company. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management* . Rome, Italy.
- Durán, Y. (2012). *Administración del Inventario: elemento clave para la optimización de las utilidades en la empresa* . venezuela: visión gerencial .
- Eslava, J. d. (2010). *Las claves del analisis economico_ financiero de la empresa*. Madrid:

ESIC EDITORIAL.

Fernández, C. M. (2005). *Quimiometria*. Valencia: Universidad de Valencia.

Gerencie. (25 de septiembre de 2020). *Gerencie.com*. Obtenido de <https://www.gerencie.com/rotacion-de-inventarios.html>

Gomez, C. g. (2006). *Algoritmo de aprendizaje KNN*. PERSON.

H, R. (2004). *Logística Administración de la cadena de suministro*. Mexico: Pearson Education .

J. Krajewski, L. P. (2008). *Administración de operaciones* . Pearson Education .

J. Krajewski, L. P. (s.f.). *Administración de Operaciones Estrategias y análisis* . Boston: Pearson.

Jay H Heizer, B. R. (2009). *Operations Management*. Pearson Prentice Hall.

Jay H Heizer, B. R. (2010). *Operations Management*. Prentice Hall.

Laza, C. A. (2020). *Gestión de inventarios UF0476*. Logroño (La Rioja): Editorial Tutor Formación.

Martínez, H. (2018). *Metodología de la Investigación*. México.

Matich, D. J. (2001). *REDES NEURONALES: Conceptos básicos* . UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA NACIONAL.

MEANA, P. P. (2017). *ESTION DE IVENTARIOS* . MADRID: PARAFINO S.A.

Norma ISO 9000. (2015). *Sistemas de gestión de la calidad, Fundamentos y vocabulario*.

Madrid: AENOR.

Norma ISO 9001. (2015). *Sistemas de gestión de calidad. Requisitos*. Madrid: AENOR.

Pardo Álvarez . (2012). *Configuración y usos de un mapa de procesos*. Madrid: Asociación Española de Normalización y Certificación.

Parra, C. F. (2012). Modelos Determinísticos para demanda independiente un estudio en Venezuela. *Contaduría y Administración*, 250.

Rallou, R. H. (2004). *Logística: la cadena de suministro*. Pearson Education .

SALAS, H. G. (2009). *INVENTARIOS Manejo y Control*. ECOE ediciones .

Shewhart, W. A. (1997). *El Control Económico de la Calidad del Producto Fabricado*. Pensilvania: Prensa de la imprenta de la Nueva Era.

Tobar, J. (25 de 11 de 2020). *Repositorio utn*. Obtenido de <http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/10749>

ANEXOS

ANEXO 1 - Base de datos

	ene-18	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
sku 1	44	52	61	74	66	59	51	69	53	47	63	79
sku2	39	42	54	63	57	55	48	67	49	58	61	77
sku 3	122	118	100	133	101	134	113	125	94	108	107	133
sku4	89	97	105	133	112	96	125	134	101	88	122	145
sku5	103	99	102	125	106	117	108	133	107	121	119	142
sku6	96	94	106	125	91	105	111	137	109	115	125	166
sku7	54	63	58	96	75	65	66	83	74	61	77	98
sku8	58	61	66	88	55	76	63	84	57	78	73	87
sku9	61	58	69	79	65	54	76	82	73	71	82	88
sku10	49	56	78	94	54	65	82	73	67	77	65	91
sku11	52	66	59	78	86	54	72	68	74	69	73	99
sku12	29	33	28	39	28	31	29	32	27	22	28	33
sku13	26	19	24	35	22	33	31	38	33	27	36	41
sku14	33	28	26	35	26	29	24	38	32	29	26	31

	ene-19	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
sku 1	54	63	75	87	77	72	51	83	66	59	72	89
sku2	45	51	68	73	71	63	57	77	61	68	76	88
sku 3	136	128	103	149	121	142	111	156	114	109	131	162
sku4	100	112	101	163	130	125	158	161	113	98	136	169
sku5	122	115	122	145	126	128	131	152	136	154	142	171
sku6	115	121	128	152	109	122	116	149	136	145	155	180
sku7	62	76	74	94	77	88	81	96	86	72	88	101
sku8	72	77	84	99	86	91	96	105	94	85	95	112
sku9	89	96	102	125	98	102	115	132	106	100	99	126
sku10	77	68	86	112	72	84	96	125	100	88	92	120
sku11	68	82	79	103	96	84	93	79	86	100	88	115
sku12	36	43	38	52	44	48	36	48	59	38	41	50
sku13	41	39	42	48	36	44	38	42	46	36	42	51
sku14	44	36	29	45	34	41	33	39	44	32	41	55

Fuente: Empresa Magic Woman

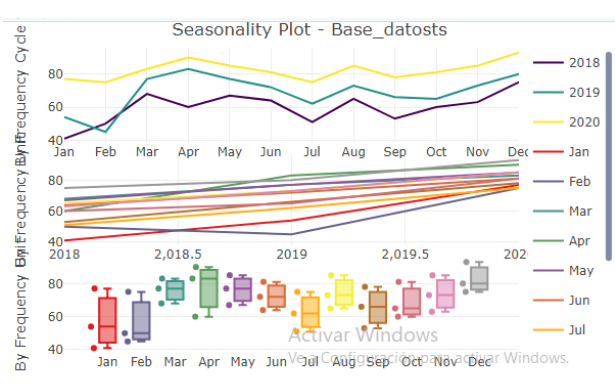
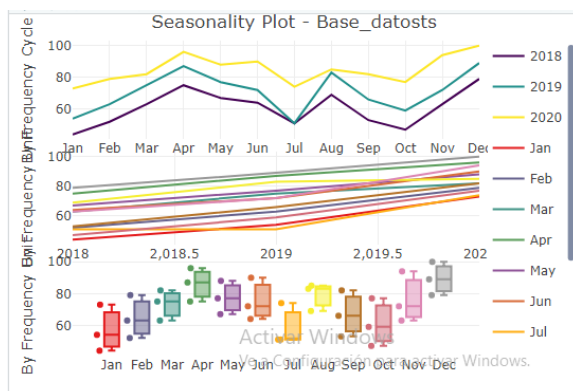
ANEXO IA: Continuación base de datos histórica.

	ene-20	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
sku 1	73	79	82	96	88	90	74	100	82	77	94	114
sku2	65	71	76	85	80	75	69	87	77	81	84	90
sku 3	144	148	132	155	135	145	125	178	122	132	142	177
sku4	89	116	105	85	145	110	118	189	110	105	156	189
sku5	120	120	135	148	142	135	148	181	130	165	130	195
sku6	118	134	127	166	128	135	119	165	140	156	178	196
sku7	78	75	89	110	88	97	74	118	84	68	96	121
sku8	83	79	87	108	94	99	115	138	97	91	105	132
sku9	84	118	108	133	94	108	118	139	115	101	94	139
sku10	71	78	96	116	74	86	99	136	95	99	82	136
sku11	74	89	74	113	99	81	103	85	99	115	91	124
sku12	42	52	43	66	38	44	30	42	66	32	58	62
sku13	52	20	68	72	23	46	32	37	56	46	39	78
sku14	38	31	21	41	28	46	30	42	48	39	52	83

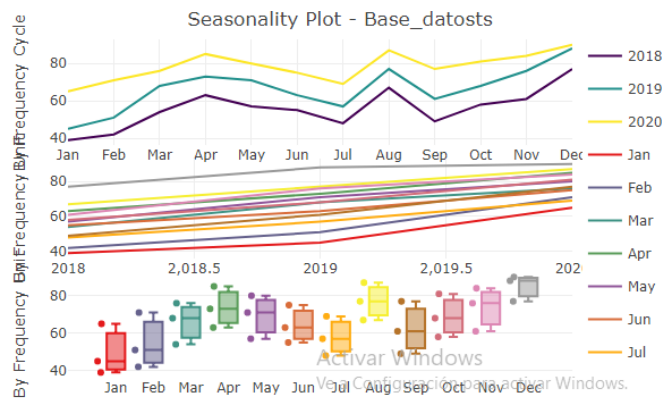
Fuente: Empresa Magic Woman

ANEXO II – Gráficos de estacionalidad

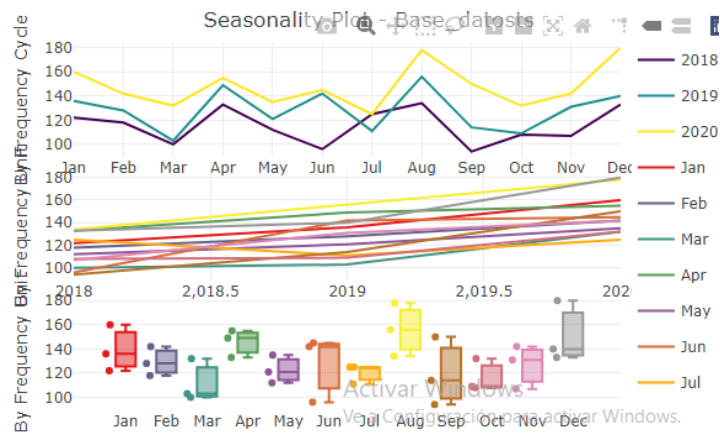
SKU1



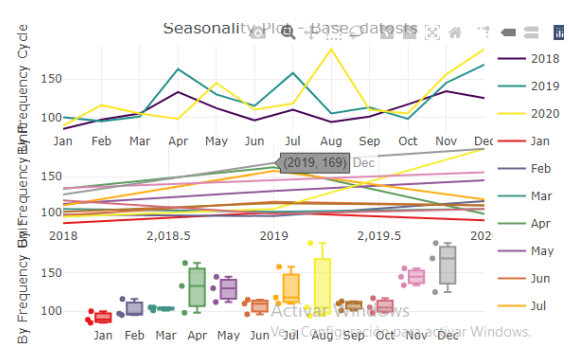
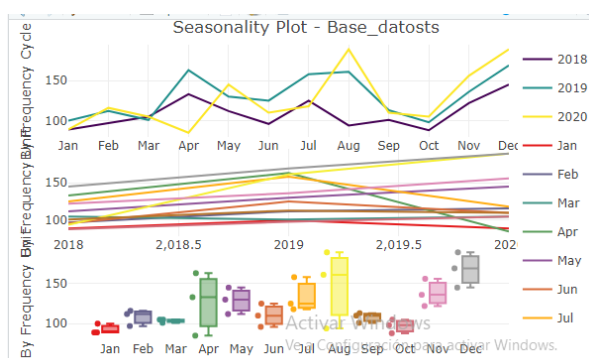
SKU 2



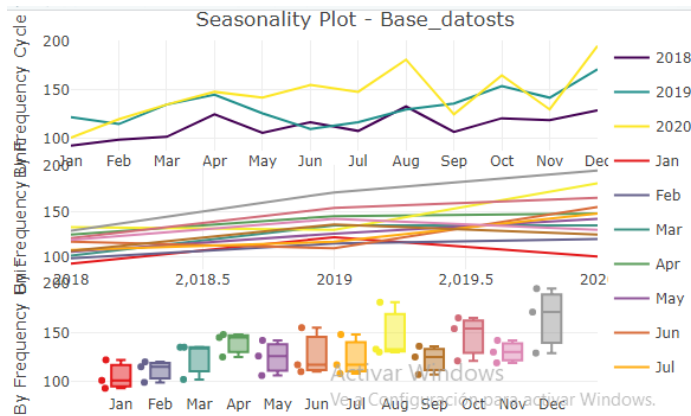
SKU 3



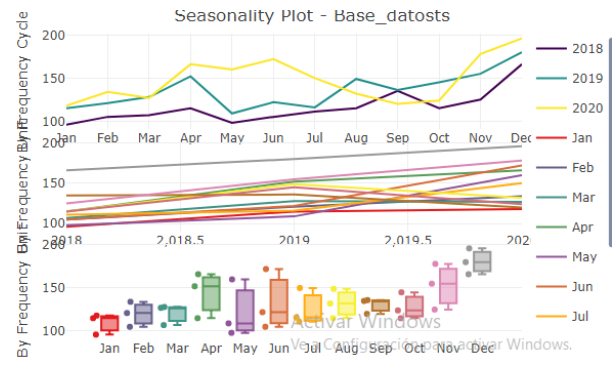
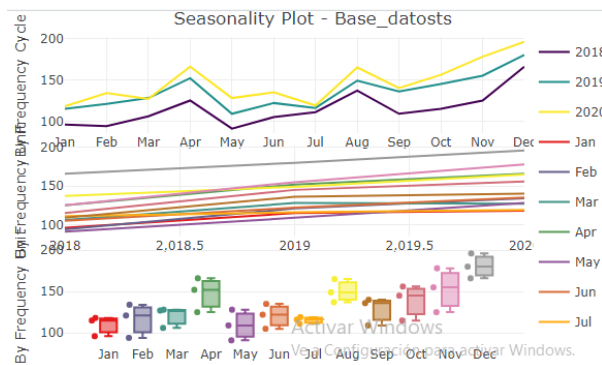
SKU 4



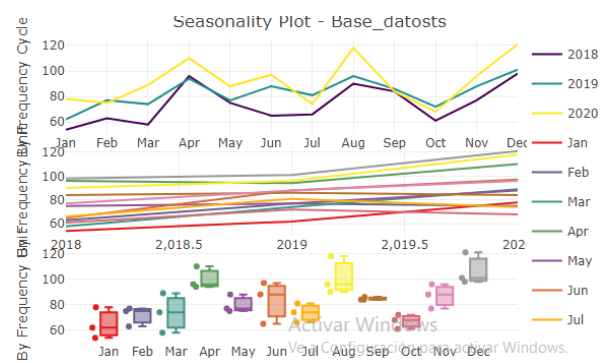
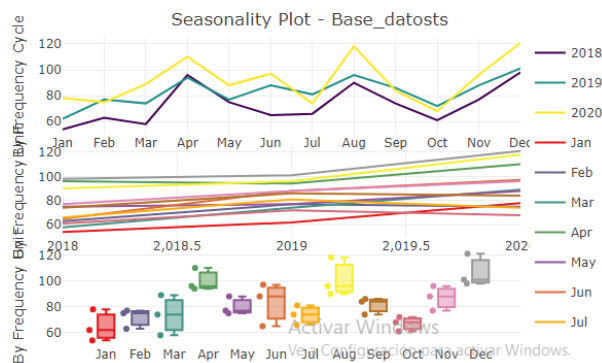
SKU 5



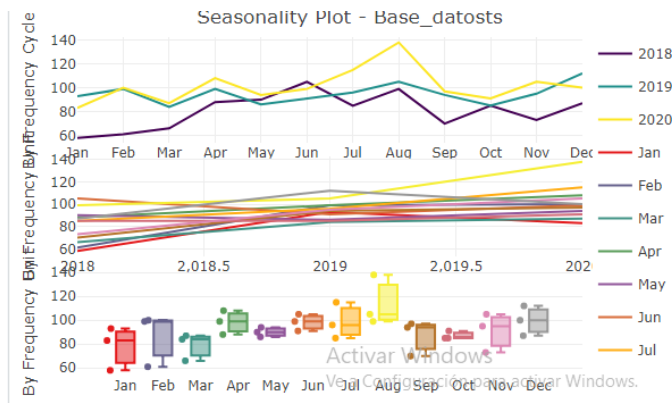
SKU 6



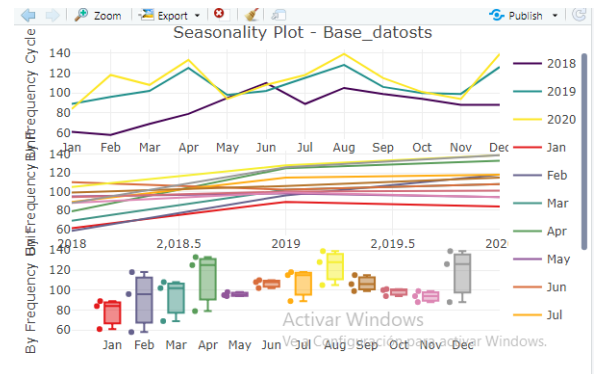
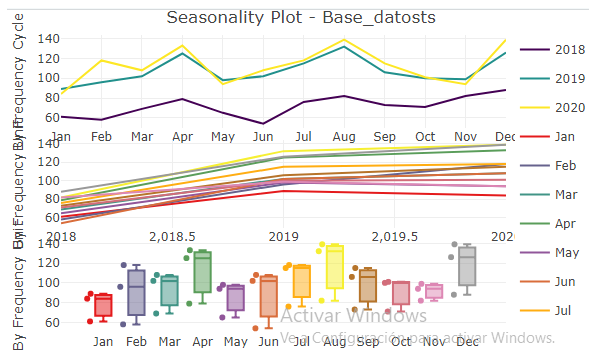
SKU7



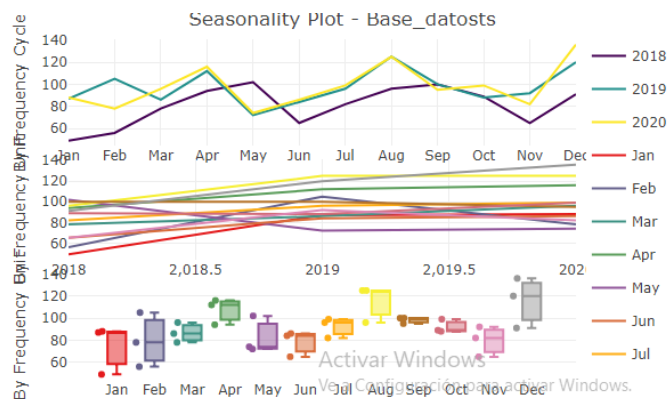
SKU8



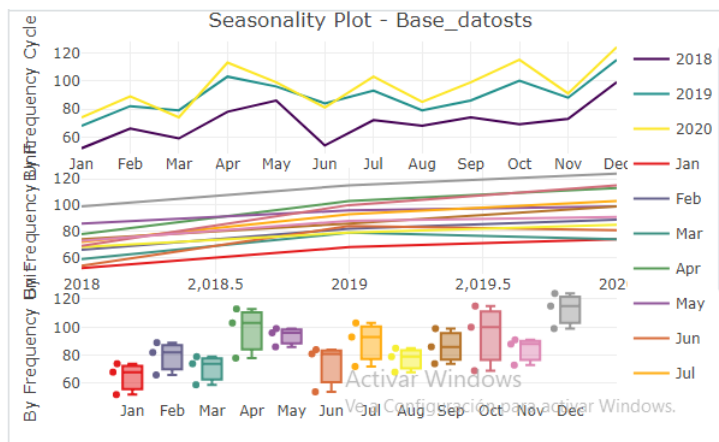
SKU 9



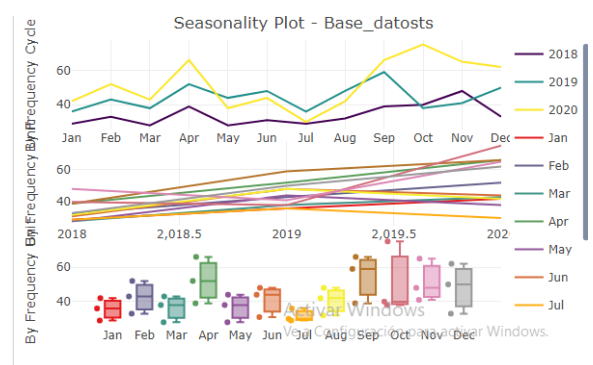
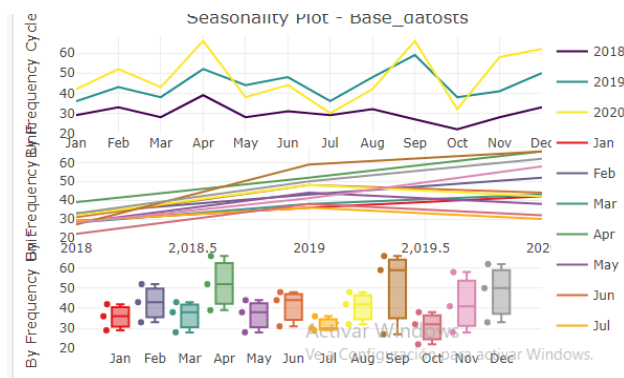
SKU 10



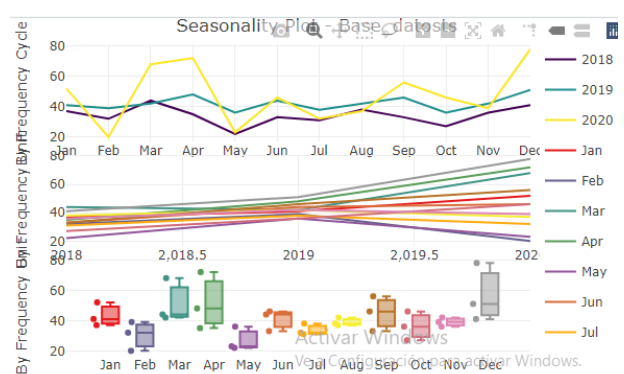
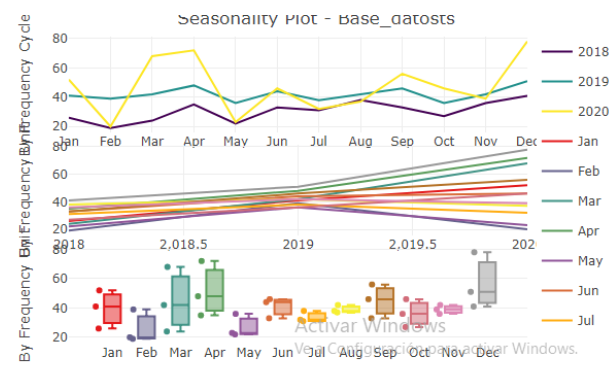
SKU 11



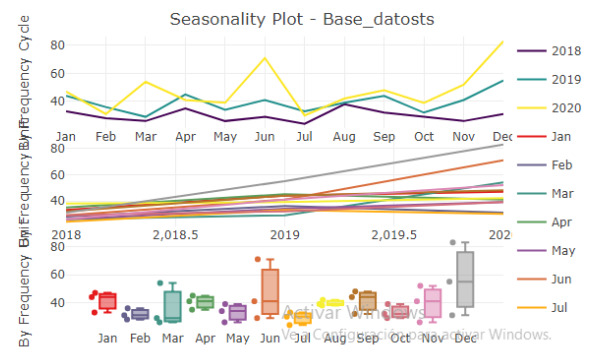
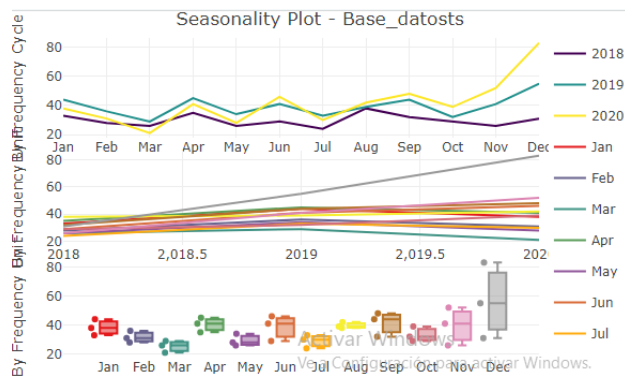
SKU 12



SKU 13



SKU 14



ANEXO III – Código ARIMA

```
Base_datos <- read_excel("Base de datos_Huertas Pamela.xlsx")
Base_datos

#convertir la base de datos en serie temporal(ts)
Base_datosts=ts(Base_datos$SKU14,freq=12,start=c(2018,1))
Base_datosts

#Arima
modelo=arima(Base_datosts,order =c(1,0,0))
modelo
Box.test(residuals(modelo), type= "Ljung-Box")
error=residuals(modelo)
pronostico<- forecast(modelo,h=12)
summary(pronostico)
```

Fuente: Software R

ANEXO IV – Pronóstico ARIMA

SKU 1

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.8019224	9.720336	7.603836	-1.0683	11.86352	0.649438	-0.1072601

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		86.21777	73.76066	98.67489	67.16626	105.26928
Feb 2021		81.43039	66.18248	96.67830	58.11073	104.75005
Mar 2021		78.05111	61.58832	94.51390	52.87345	103.22877
Apr 2021		75.66577	58.62997	92.70157	49.61177	101.71978
May 2021		73.98203	56.66780	91.29626	47.50220	100.46185
Jun 2021		72.79352	55.34222	90.24482	46.10406	99.48298
Jul 2021		71.95459	54.43539	89.47378	45.16129	98.74788
Aug 2021		71.36241	53.80948	88.91533	44.51752	98.20729
Sep 2021		70.94440	53.37469	88.51411	44.07385	97.81495
Oct 2021		70.64935	53.07128	88.22741	43.76602	97.53268
Nov 2021		70.44107	52.85885	88.02330	43.55138	97.33077
Dec 2021		70.29406	52.70976	87.87836	43.40119	97.18693

SKU2

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.6444923	10.97564	8.872723	-2.099712	14.41759	0.7886865	-0.172759

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		81.16951	67.10366	95.23536	59.65765	102.68138
Feb 2021		75.68407	59.12526	92.24288	50.35956	101.00858
Mar 2021		72.27655	54.85086	89.70224	45.62626	98.92684
Apr 2021		70.15982	52.41093	87.90870	43.01524	97.30439
May 2021		68.84492	50.97288	86.71695	41.51200	96.17784
Jun 2021		68.02811	50.10878	85.94744	40.62286	95.43336
Jul 2021		67.52072	49.58317	85.45827	40.08760	94.95383
Aug 2021		67.20552	49.26095	85.15010	39.76167	94.64938
Sep 2021		67.00973	49.06245	84.95701	39.56173	94.45773
Oct 2021		66.88810	48.93977	84.83643	39.43850	94.33771
Nov 2021		66.81255	48.86382	84.76128	39.36233	94.26277
Dec 2021		66.76562	48.81673	84.71451	39.31516	94.21607

SKU3

```
Error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set 0.0585358 20.27461 16.193 -2.386686 12.77754
              MASE      ACF1
Training set 0.9209292 -0.03919149

Forecasts:
Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2021      141.4188 115.4359 167.4018 101.68133 181.1563
Feb 2021      133.0971 106.5166 159.6776  92.44572 173.7485
Mar 2021      131.3021 104.6942 157.9101  90.60875 171.9955
Apr 2021      130.9150 104.3057 157.5242  90.21963 171.6103
May 2021      130.8315 104.2222 157.4408  90.13603 171.5269
Jun 2021      130.8134 104.2041 157.4228  90.11802 171.5089
Jul 2021      130.8096 104.2003 157.4189  90.11413 171.5050
Aug 2021      130.8087 104.1994 157.4180  90.11329 171.5042
Sep 2021      130.8085 104.1992 157.4179  90.11311 171.5040
Oct 2021      130.8085 104.1992 157.4178  90.11307 171.5039
Nov 2021      130.8085 104.1992 157.4178  90.11307 171.5039
Dec 2021      130.8085 104.1992 157.4178  90.11306 171.5039
> #Autoregressive comparison
```

SKU4

```
Error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set 0.1093533 26.90247 21.55549 -4.28236 17.50625
              MASE      ACF1
Training set 0.9967857 0.01891586

Forecasts:
Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2021      127.6597 93.18283 162.1366  74.93185 180.3876
Feb 2021      121.1798 86.51110 155.8486  68.15858 174.2011
Mar 2021      120.4953 85.82444 155.1662  67.47079 173.5199
Apr 2021      120.4230 85.75211 155.0939  67.39844 173.4476
May 2021      120.4154 85.74447 155.0863  67.39080 173.4399
Jun 2021      120.4146 85.74366 155.0855  67.38999 173.4391
Jul 2021      120.4145 85.74358 155.0854  67.38991 173.4390
Aug 2021      120.4145 85.74357 155.0854  67.38990 173.4390
Sep 2021      120.4145 85.74357 155.0854  67.38990 173.4390
Oct 2021      120.4145 85.74357 155.0854  67.38990 173.4390
Nov 2021      120.4145 85.74357 155.0854  67.38990 173.4390
Dec 2021      120.4145 85.74357 155.0854  67.38990 173.4390
```

SKU5

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	0.4431686	21.90753	16.68449	-2.297773	12.80798
	MASE	ACF1			
Training set	0.8105827	-0.1597537			

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		153.7282	125.6526	181.8038	110.79023	196.6662
Feb 2021		139.1302	109.3501	168.9103	93.58547	184.6750
Mar 2021		133.9669	103.9803	163.9534	88.10640	179.8273
Apr 2021		132.1406	102.1283	162.1528	86.24076	178.0403
May 2021		131.4946	101.4791	161.5101	85.58987	177.3993
Jun 2021		131.2661	101.2502	161.2820	85.36077	177.1714
Jul 2021		131.1853	101.1694	161.2012	85.27988	177.0907
Aug 2021		131.1567	101.1408	161.1726	85.25129	177.0621
Sep 2021		131.1466	101.1307	161.1625	85.24117	177.0520
Oct 2021		131.1430	101.1271	161.1590	85.23760	177.0484
Nov 2021		131.1418	101.1258	161.1577	85.23633	177.0472
Dec 2021		131.1413	101.1254	161.1572	85.23589	177.0467

SKU6

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.7323272	21.85006	17.14933	-1.973268	12.76702	0.8331657	-0.05085533

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		167.2998	139.2979	195.3018	124.47451	210.1252
Feb 2021		151.8953	120.1147	183.6759	103.29108	200.4995
Mar 2021		143.6271	110.8386	176.4155	93.48141	193.7727
Apr 2021		139.1892	106.1160	172.2623	88.60814	189.7702
May 2021		136.8071	103.6524	169.9618	86.10141	187.5129
Jun 2021		135.5286	102.3505	168.7068	84.78702	186.2702
Jul 2021		134.8424	101.6575	168.0273	84.09045	185.5943
Aug 2021		134.4741	101.2872	167.6609	83.71915	185.2290
Sep 2021		134.2764	101.0889	167.4638	83.52059	185.0321
Oct 2021		134.1703	100.9827	167.3578	83.41423	184.9263
Nov 2021		134.1133	100.9257	167.3009	83.35721	184.8694
Dec 2021		134.0827	100.8951	167.2704	83.32662	184.8388

SKU7

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.09915841	15.82664	12.9645	-3.586126	16.26491	1.269992	0.001864776

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		87.30146	67.01880	107.5841	56.28180	118.3211
Feb 2021		83.36148	62.94066	103.7823	52.13053	114.5924
Mar 2021		82.90082	62.47812	103.3235	51.66699	114.1347
Apr 2021		82.84696	62.42423	103.2697	51.61309	114.0808
May 2021		82.84067	62.41794	103.2634	51.60680	114.0745
Jun 2021		82.83993	62.41720	103.2627	51.60606	114.0738
Jul 2021		82.83984	62.41711	103.2626	51.60597	114.0737
Aug 2021		82.83983	62.41710	103.2626	51.60596	114.0737
Sep 2021		82.83983	62.41710	103.2626	51.60596	114.0737
Oct 2021		82.83983	62.41710	103.2626	51.60596	114.0737
Nov 2021		82.83983	62.41710	103.2626	51.60596	114.0737
Dec 2021		82.83983	62.41710	103.2626	51.60596	114.0737

SKU8

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.5108121	13.71565	11.18794	-1.782337	12.68183	0.8136681	-0.1358598
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		95.39343	77.81613	112.9707	68.51126	122.2756	
Feb 2021		93.35741	74.13978	112.5750	63.96659	122.7482	
Mar 2021		92.45752	72.93555	111.9795	62.60124	122.3138	
Apr 2021		92.05979	72.47891	111.6407	62.11342	122.0062	
May 2021		91.88400	72.29163	111.4764	61.92006	121.8479	
Jun 2021		91.80630	72.21169	111.4009	61.83894	121.7737	
Jul 2021		91.77196	72.17692	111.3670	61.80393	121.7400	
Aug 2021		91.75678	72.16165	111.3519	61.78862	121.7249	
Sep 2021		91.75007	72.15493	111.3452	61.78188	121.7183	
Oct 2021		91.74711	72.15196	111.3423	61.77891	121.7153	
Nov 2021		91.74580	72.15065	111.3409	61.77760	121.7140	
Dec 2021		91.74522	72.15007	111.3404	61.77702	121.7134	

SKU9

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.6787301	17.19207	13.6187	-2.396842	13.88993	0.9079131	-0.1287383
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		119.5840	97.55152	141.6166	85.88820	153.2799	
Feb 2021		110.3303	85.92341	134.7373	73.00316	147.6575	
Mar 2021		105.9200	81.00523	130.8348	67.81616	144.0238	
Apr 2021		103.8180	78.78933	128.8467	65.53995	142.0961	
May 2021		102.8162	77.76172	127.8707	64.49868	141.1337	
Jun 2021		102.3387	77.27840	127.3991	64.01225	140.6652	
Jul 2021		102.1112	77.04950	127.1728	63.78266	140.4397	
Aug 2021		102.0027	76.94074	127.0647	63.67374	140.3317	
Sep 2021		101.9510	76.88898	127.0131	63.62194	140.2801	
Oct 2021		101.9264	76.86433	126.9884	63.59728	140.2555	
Nov 2021		101.9146	76.85259	126.9767	63.58553	140.2438	
Dec 2021		101.9091	76.84699	126.9711	63.57994	140.2382	

SKU10

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.1989814	18.50249	14.07201	-4.337699	16.6934	0.9567371	-0.002452878
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		98.72790	75.01600	122.4398	62.46368	134.9921	
Feb 2021		92.95361	68.95885	116.9484	56.25679	129.6504	
Mar 2021		92.05904	68.05753	116.0606	55.35190	128.7662	
Apr 2021		91.92046	67.91878	115.9221	55.21306	128.6279	
May 2021		91.89899	67.89731	115.9007	55.19158	128.6064	
Jun 2021		91.89566	67.89398	115.8973	55.18826	128.6031	
Jul 2021		91.89514	67.89346	115.8968	55.18774	128.6025	
Aug 2021		91.89506	67.89338	115.8967	55.18766	128.6025	
Sep 2021		91.89505	67.89337	115.8967	55.18765	128.6025	
Oct 2021		91.89505	67.89337	115.8967	55.18765	128.6024	
Nov 2021		91.89505	67.89337	115.8967	55.18765	128.6024	
Dec 2021		91.89505	67.89337	115.8967	55.18765	128.6024	

SKU11

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.345969	16.39465	13.03902	-3.480819	16.02669	0.9997974	-0.1494235
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		97.74294	76.73235	118.7535	65.61002	129.8759	
Feb 2021		89.32252	67.25798	111.3871	55.57771	123.0673	
Mar 2021		86.62217	64.45207	108.7923	52.71593	120.5284	
Apr 2021		85.75619	63.57527	107.9371	51.83339	119.6790	
May 2021		85.47848	63.29644	107.6605	51.55398	119.4030	
Jun 2021		85.38942	63.20727	107.5716	51.46474	119.3141	
Jul 2021		85.36086	63.17869	107.5430	51.43617	119.2855	
Aug 2021		85.35170	63.16953	107.5339	51.42700	119.2764	
Sep 2021		85.34876	63.16660	107.5309	51.42407	119.2735	
Oct 2021		85.34782	63.16565	107.5300	51.42312	119.2725	
Nov 2021		85.34752	63.16535	107.5297	51.42282	119.2722	
Dec 2021		85.34742	63.16525	107.5296	51.42273	119.2721	

SKU12

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.2833122	10.18672	8.345044	-4.538344	19.77397	0.7204355	-0.1271496
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		53.53507	40.48027	66.58988	33.56947	73.50068	
Feb 2021		48.97461	34.14577	63.80346	26.29586	71.65337	
Mar 2021		46.51768	31.21238	61.82298	23.11024	69.92511	
Apr 2021		45.19401	29.75317	60.63484	21.57928	68.80873	
May 2021		44.48088	29.00093	59.96084	20.80634	68.15543	
Jun 2021		44.09669	28.60540	59.58798	20.40481	67.78857	
Jul 2021		43.88971	28.39513	59.38429	20.19279	67.58662	
Aug 2021		43.77819	28.28266	59.27373	20.07982	67.47657	
Sep 2021		43.71812	28.22231	59.21393	20.01932	67.41691	
Oct 2021		43.68575	28.18986	59.18164	19.98683	67.38467	
Nov 2021		43.66831	28.17240	59.16423	19.96936	67.36727	
Dec 2021		43.65892	28.16300	59.15484	19.95995	67.35789	

SKU13

Error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-0.001924439	12.39222	8.836821	-8.810501	23.23038	0.8284519	-0.00155104
Forecasts:							
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2021		40.56950	24.68823	56.45078	16.28119	64.85781	
Feb 2021		41.18979	25.30634	57.07325	16.89814	65.48144	
Mar 2021		41.17951	25.29606	57.06297	16.88786	65.47116	
Apr 2021		41.17968	25.29623	57.06314	16.88803	65.47133	
May 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Jun 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Jul 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Aug 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Sep 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Oct 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Nov 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	
Dec 2021		41.17968	25.29622	57.06314	16.88803	65.47133	

SKU14

Error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.05896589	11.94825	9.019183	-7.397328	23.1613	0.8871328	-0.03507475

Forecasts:

	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2021		51.90507	36.59277	67.21737	28.48693	75.32321
Feb 2021		43.03438	27.11119	58.95758	18.68195	67.38681
Mar 2021		40.50377	24.53189	56.47565	16.07688	64.93066
Apr 2021		39.78184	23.80600	55.75768	15.34890	64.21478
May 2021		39.57589	23.59973	55.55206	15.14246	64.00933
Jun 2021		39.51714	23.54095	55.49333	15.08367	63.95061
Jul 2021		39.50038	23.52419	55.47657	15.06690	63.93385
Aug 2021		39.49560	23.51941	55.47179	15.06212	63.92907
Sep 2021		39.49423	23.51804	55.47042	15.06076	63.92771
Oct 2021		39.49384	23.51765	55.47004	15.06037	63.92732
Nov 2021		39.49373	23.51754	55.46992	15.06026	63.92721
Dec 2021		39.49370	23.51751	55.46989	15.06023	63.92718

ANEXO V – Código Redes Neuronales

```
#convertir la base de datos en serie temporal(ts)
Base_datos$ts=ts(Base_datos$SKU14,freq=12,start=c(2018,1))
Base_datos$ts

#PRONÓSTICO REDES NEURONALES
#pronosticar la serie
y <- Base_datos$ts
y
#las variables de entrada son 12 meses
h <- 1*frequency(y)
frequency(y)

#Entrenamiento automático
#fit1<-mlp(y,hd = c(22,26,12),sel.lag=FALSE, lag=1:12,difforder=c(3,10),reps = 20)
#print(fit1)

Fit1<- mlp(y, reps = 200, lags =NULL,difforder = NULL,hd.max = NULL)
plot(Fit1)
forecast(Fit1)
print(Fit1)
plot(forecast(Fit1))

##Mejora de entrenamiento
Fit2<-mlp(y, model=Fit1,retrain=20)
print(Fit2)
plot(Fit2)
plot(forecast(Fit2,h=h))
forecast(Fit2,h=h)
summary(forecast(Fit2,h=h))
```

ANEXO VA - PRONÓSTICO REDES NEURONALES

SKU1

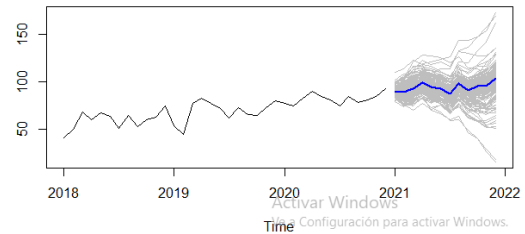
```
48:1 (Top Level) R Script
Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pameia Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL

Error measures:
Training set 0.0009593999 0.1900913 0.1331054 0.003195327 0.2107843 0.01273182
ACF1
Training set -0.4148647

Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 90.36551 89.23189 93.21255 99.35827 94.81831 92.52613 87.70416
      Aug
2021 97.81950 91.43299 95.32864 95.94182 103.53017
```

Forecasts from MLP



SKU2

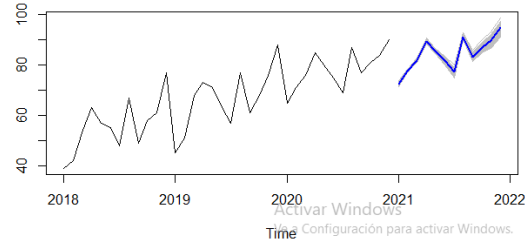
```
47:1 (Top Level) R Script
Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pameia Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL

Error measures:
Training set 0.005791117 3.818772 3.117902 0.3820041 5.578732 0.2931361
ACF1
Training set -0.2462054

Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 72.30008 77.49677 81.86917 89.38965 85.65666 81.86201 77.20015 91.22222
      Sep
2021 83.28819 86.92410 89.70879 94.92605
```

Forecasts from MLP



SKU3

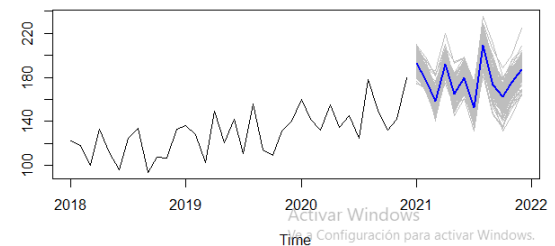
```
Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pameia Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL

Error measures:
Training set -0.00621978 0.5448906 0.3413664 -0.003097484 0.2948965 0.02097782
ACF1
Training set 0.0989827

Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 192.8743 177.7662 158.6363 192.1075 164.8081 179.8473 152.6532 209.2606
      Sep
2021 173.5069 162.0589 175.3242 187.3110
```

Forecasts from MLP



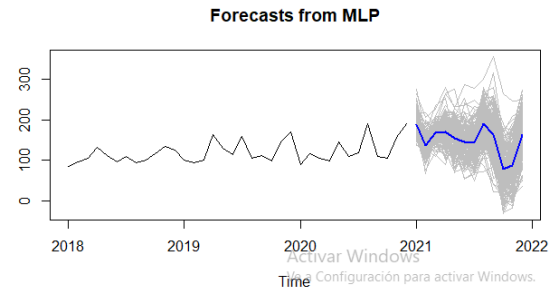
SKU4

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
Training set ME RMSE MAE MPE MAPE MASE
0.00988333 0.8216954 0.4622054 0.01213151 0.4395681 0.02690084
ACF1
Training set -0.3752325
Forecasts:
Jan Feb Mar Apr May Jun Jul
2021 187.16212 135.84085 168.12711 170.15003 153.45074 146.54513 143.88863
Aug Sep Oct Nov Dec
2021 190.57514 162.52220 77.82416 87.23795 164.47900

```



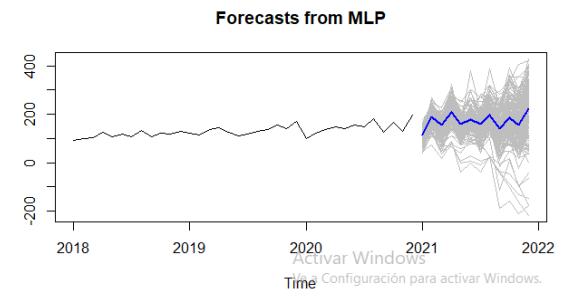
SKU5

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
Training set ME RMSE MAE MPE MAPE MASE
-0.005151781 0.6479527 0.4519945 -0.02727319 0.4041087 0.02239612
ACF1
Training set -0.04864207
Forecasts:
Jan Feb Mar Apr May Jun Jul Aug
2021 112.69936 188.4805 153.6121 207.2672 158.4177 177.7754 159.1187 195.0581
Sep Oct Nov Dec
2021 141.8899 184.3647 153.9029 224.4644

```



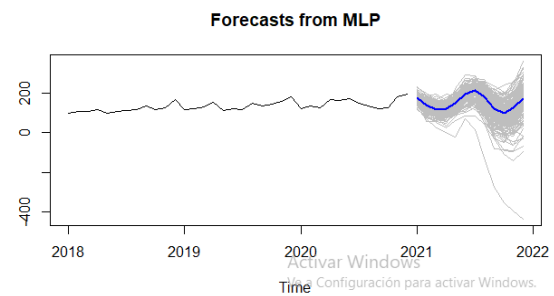
SKU6

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
Training set ME RMSE MAE MPE MAPE MASE
0.004716915 0.4087629 0.2794884 0.005827579 0.2294943 0.01391119
ACF1
Training set 0.002733342
Forecasts:
Jan Feb Mar Apr May Jun Jul
2021 173.16167 136.71762 117.87990 118.29584 148.14984 195.06955 211.01781
Aug Sep Oct Nov Dec
2021 178.27899 120.27925 98.92687 125.43593 172.67214

```



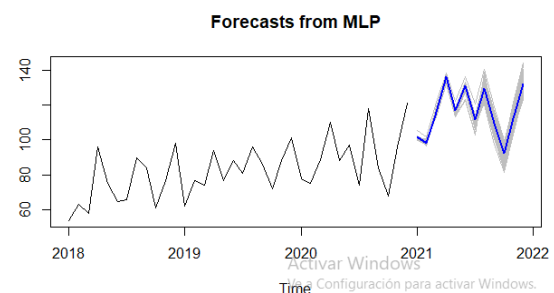
SKU7

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
Training set ME RMSE MAE MPE MAPE MASE
-0.004787078 11.56448 8.490405 -0.08392251 11.07201 0.8490405
ACF1
Training set -0.358056
Forecasts:
Jan Feb Mar Apr May Jun Jul
2021 101.59181 98.05073 116.08934 136.02454 116.86008 131.11080 111.61037
Aug Sep Oct Nov Dec
2021 129.56191 109.36629 92.30081 112.25284 132.19946

```



SKU8

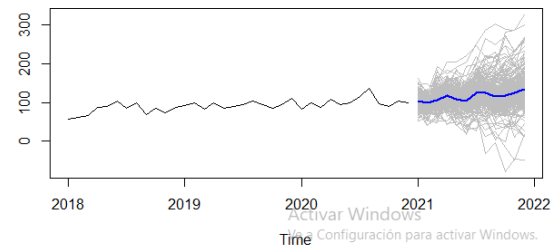
```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.009043327 0.305343 0.1739064 -0.01050629 0.2179757 0.01003306
ACF1
Training set -0.3496795
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 103.28042 99.14912 106.04870 118.81502 109.21343 105.09797 124.34435
      Aug
2021 126.42042 116.59613 119.37220 125.12857 133.98514

```

Forecasts from MLP



SKU9

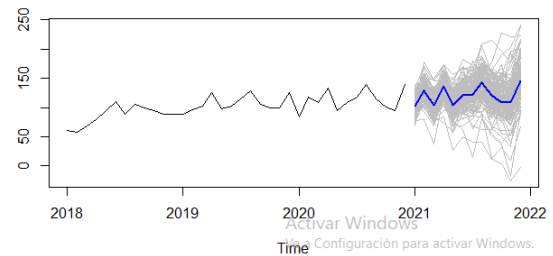
```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.0165338 0.2454737 0.1678097 -0.01247818 0.1873052 0.008060728
ACF1
Training set -0.05314009
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 101.6323 129.2496 104.0312 135.5688 104.3880 120.2134 122.9907 141.9575
      Sep
2021 121.0901 108.9390 107.8454 145.8488

```

Forecasts from MLP



SKU10

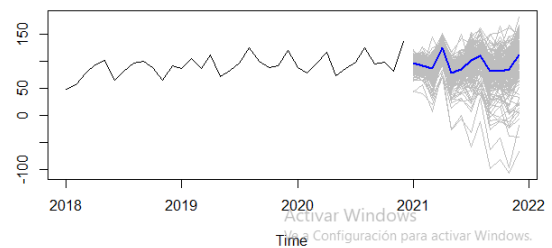
```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.01309851 0.7855024 0.6022462 0.003151001 0.6829689 0.02843223
ACF1
Training set -0.1440418
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 96.28365 92.43338 86.59130 124.23223 78.15608 85.27644 102.39063
      Aug
2021 110.06921 82.05260 81.00392 85.66306 111.85226

```

Forecasts from MLP



SKU11

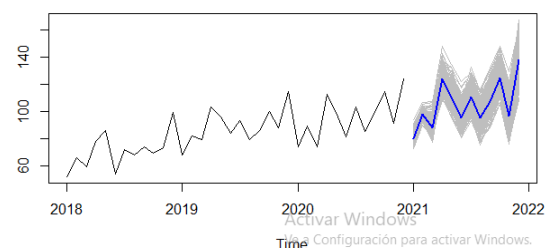
```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 0.01119177 1.638132 0.9214702 0.04924183 1.298273 0.04896702
ACF1
Training set 0.1980336
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 79.88570 97.97329 88.10814 124.04361 110.64332 95.00513 110.62265
      Aug
2021 95.47960 107.29675 124.90901 96.52620 138.19181

```

Forecasts from MLP



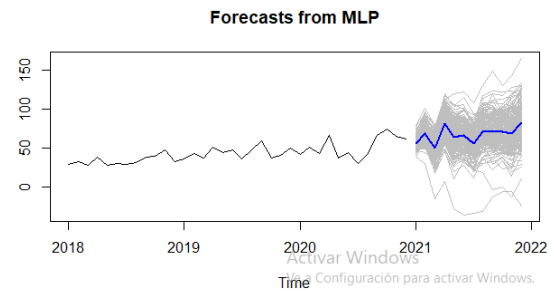
SKU12

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.002759988 0.1496092 0.09399726 0.006282112 0.2598265
Training set 0.007943431 -0.3945009
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 56.21268 68.67432 50.45370 81.67296 64.24972 67.06106 56.48248 71.41070
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 70.91750 71.44042 69.08448 83.12171

```



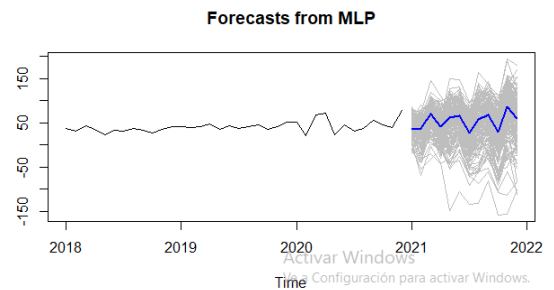
SKU13

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 0.002752781 0.404962 0.23597 -0.03716779 0.6334293 0.02884077
Training set 0.02618941
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 35.98483 36.65951 69.04688 41.11897 61.06265 65.52036 26.08693 57.47742
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 66.92713 28.73338 85.35526 59.02361

```



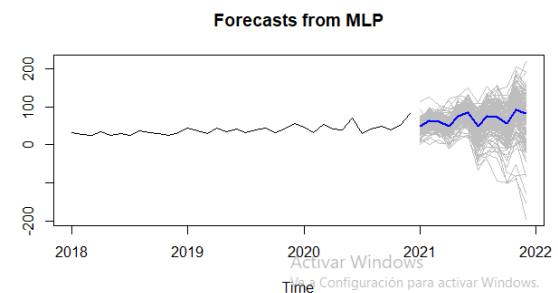
SKU14

```

Console Terminal Jobs
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/Tesis Pame/intento 1/
> summary(forecast(Fit2,h=h))

Forecast method: mlp
Model Information:
NULL
Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.002711147 0.1850324 0.09417585 0.00411294 0.2843952 0.01126016
Training set -0.07286317
Forecasts:
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 48.31994 63.80003 60.32909 48.36642 75.52003 84.58623 47.87723 76.25271
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 73.47620 55.18391 92.56736 83.41563

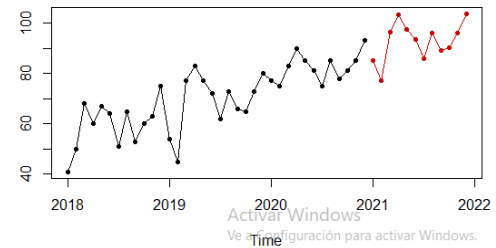
```



ANEXO VI - PRONÓSTICO KNN

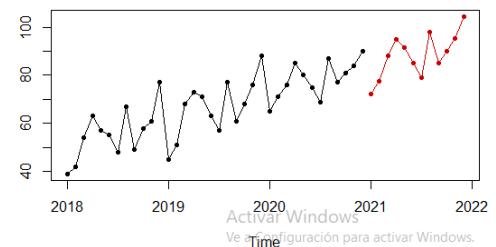
SKU1

```
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/tesis Pame/intento 1/ R/
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021  85.33333  77.19444  96.33565  103.32195  97.68211  93.48896  85.82137
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021  96.22315  89.32508  90.22717  96.12110  103.63119
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
3.121742  2.807270  3.241992
> |
```



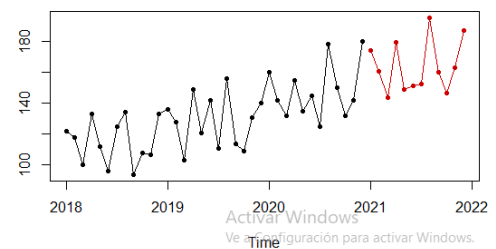
SKU2

```
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/tesis Pame/intento 1/ R/
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021  72.16667  77.68056  88.02894  95.11468  91.54090  85.04431  79.04800
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021  98.01034  85.09453  90.10241  95.40261  104.39450
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
5.056384  4.662929  5.488420
> |
```



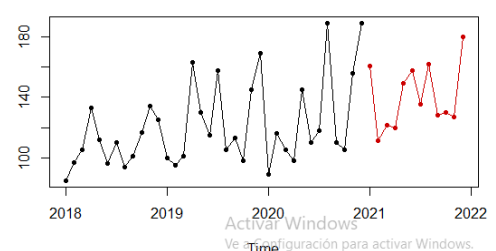
SKU3

```
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/tesis Pame/intento 1/ R/
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021  174.2500  160.8542  143.9253  179.2108  149.0617  151.3168  152.6766  195.1913
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021  159.7906  146.7731  163.0042  186.7962
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
11.212286  10.015888  6.330731
> |
```



SKU4

```
R 4.1.0 - C:/Users/Pamela Huertas/Desktop/tesis Pame/intento 1/ R/
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021  160.5000  111.2500  121.6875  119.7865  149.1020  157.9022  135.5190  161.8956
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021  128.0536  129.9747  127.1392  180.1925
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
30.86616  26.54254  16.41013
> |
```

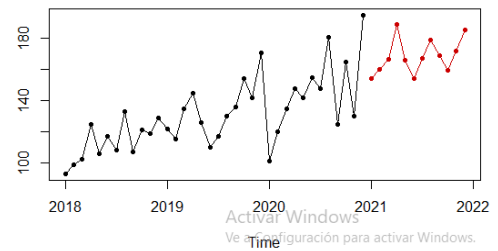


SKU5

```

= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 154.5417 160.1285 166.5975 188.8973 165.9304 154.3829 167.4565 178.8279
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 169.3136 159.4647 172.1284 185.3891
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
30.65495 27.05108 15.52757
~

```

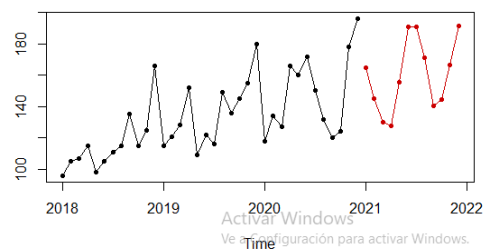


SKU6

```

R 4.1.0 - C:/Users/Pameia Huertas/Desktop/tesis Pame/intento 1/ R4
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 164.6667 145.0556 130.2685 127.9159 155.2839 190.8075 190.6248 171.1352
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 140.3132 144.5893 166.5134 191.3895
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
22.21256 21.07067 13.64610
~

```

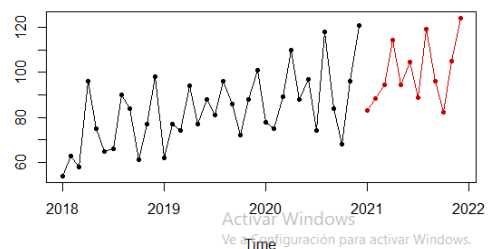


SKU7

```

= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 83.04167 88.46181 94.58362 114.25726 94.52870 104.53109 88.82534
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 119.22746 96.16308 82.17667 105.06639 124.03026
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
13.34016 11.76688 13.37491
~

```

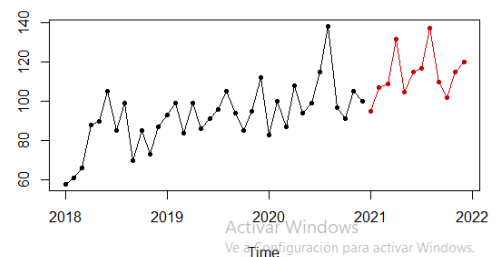


SKU8

```

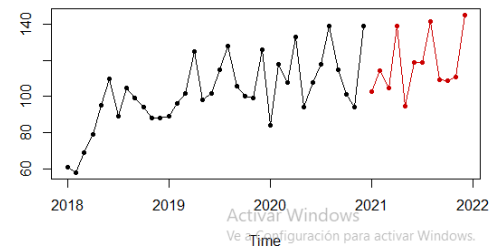
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 94.8750 106.9479 108.6519 131.5396 104.8345 114.6541 116.6669 137.3058
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 109.6230 102.0499 114.7207 120.1974
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
12.73384 10.21591 10.47083
~

```



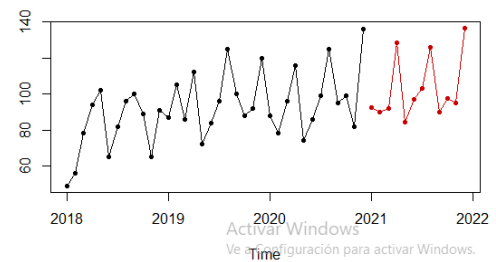
SKU9

```
RStudio - C:\Users\maria.nuevas\Desktop\proyecto\libreria\mismo\mismo.R
# "MIMO"
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursive")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021 102.95833 114.37153 104.61082 139.28672  94.64395 119.07261 118.82866
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 141.52272 109.44128 108.76972 110.62553 145.09432
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
13.32729 10.29511 10.39087
> |
```



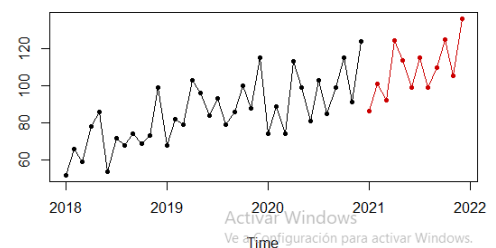
SKU10

```
RStudio - C:\Users\maria.nuevas\Desktop\proyecto\libreria\mismo\mismo.R
# "MIMO"
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursive")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021  92.29167  89.81597  91.96730 128.63125  84.14218  96.82070 103.30576
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 126.12290  90.04981  97.76229  95.11749 136.50228
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
15.93086 15.85902 15.36186
> |
```



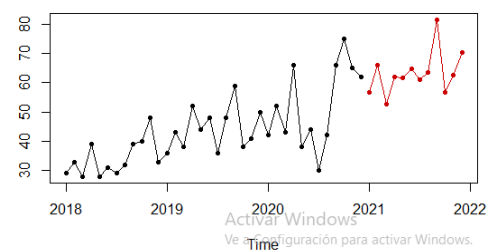
SKU11

```
RStudio - C:\Users\maria.nuevas\Desktop\proyecto\libreria\mismo\mismo.R
# "MIMO"
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursive")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul
2021  86.45833 101.07986  92.12818 124.51386 113.51502  99.18294 115.07318
      Aug      Sep      Oct      Nov      Dec
2021  98.78762 109.72825 124.58060 105.46232 135.91751
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
11.582392 10.096583  9.822866
> |
```



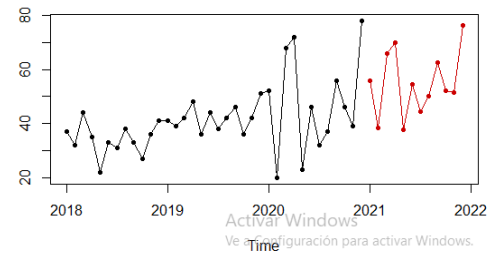
SKU12

```
RStudio - C:\Users\maria.nuevas\Desktop\proyecto\libreria\mismo\mismo.R
# "MIMO"
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursive")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 56.66667 65.93056 52.84144 61.82822 61.73057 64.83312 61.19421 63.54373
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 81.46404 56.83605 62.48905 70.27981
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
16.90892 15.15618 22.51005
> |
```



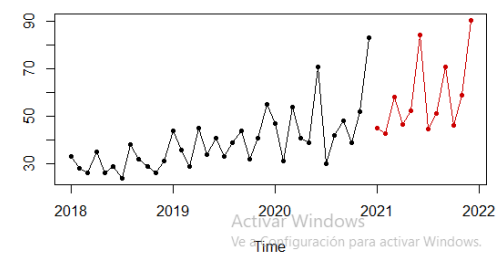
SKU13

```
R 4.1.0 ~ C:\Users\pamela.nuevas\Desktop\tesis\Entrenamiento_ML>
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 55.83333 38.52778 66.07176 69.91107 37.69533 54.37827 44.53480 50.03769
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 62.66584 52.26299 51.49324 76.40934
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
11.656262  8.973081 13.669690
~ |
```



SKU14

```
R 4.1.0 ~ C:\Users\pamela.nuevas\Desktop\tesis\Entrenamiento_ML>
= "MIMO")
Hit <Return> to see next plot: nearest_neighbors(pred)
Hit <Return> to see next plot:
Hit <Return> to see next plot: pred <- knn_forecasting(y, h = 4, k = 1, msas = "recursiv
e")
> new_pred <- predict(pred, h = 12)
> print(new_pred$prediction)
      Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug
2021 44.91667 42.74306 58.30498 46.45539 52.28501 84.22542 44.78588 51.30970
      Sep      Oct      Nov      Dec
2021 70.75217 46.23152 59.00082 90.41755
> plot(new_pred) # gráfico de la nueva predicción
>
> pred <- knn_forecasting(y, h = 4, lags = NULL, k = 2)
> ro <- rolling_origin(pred)
> print(ro$global_accu)
      RMSE      MAE      MAPE
15.59573 12.74867 19.07812
~ |
```



ANEXO VII - Código Coeficiente de variación

```
Base_datos <- read_excel("Base de datos_Huertas Pamela.xlsx")
Base_datos

objeto <- Base_datos$SKU14

CV <- sd(objeto)/mean(objeto)
CV
if(CV>0.20) {
  print("Heuristico")
} else {
  print("Clasico")
}
```

ANEXO IX - Código del Wagner Whitin

```
library(scperf)
#Demanda
x <- c(73,78,82,90,86,82,78,92,84,87,90,95)

#Costo por ordenar
a <-140
#Costo por Almacenar (1.12)
h <-0.34

ww(x,a,h,method="backward")
ww(x,a,h,method="forward")
```

ANEXO IXA - Modelo Wagner Whitin.

SKU4

```
TVC:
[1] 187.4

Solution:
      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6] [,7] [,8] [,9] [,10] [,11] [,12]
[1,]  95.00   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[2,]  96.36 190.00   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[3,]  99.74 191.69 191.36   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[4,] 104.87 195.11 193.07 194.74   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[5,] 111.03 199.73 196.15 196.28 199.87   NA   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[6,] 118.38 205.61 200.56 199.22 201.34 206.03   NA   NA   NA   NA   NA   NA
[7,] 127.02 212.81 206.32 203.54 204.22 207.47 213.38   NA   NA   NA   NA   NA
[8,] 140.39 224.27 215.87 211.18 209.95 211.29 215.29 222.02   NA   NA   NA   NA
[9,] 153.43 235.68 225.65 219.33 216.47 216.18 218.55 223.65 235.39   NA   NA   NA
[10,] 160.45 241.92 231.11 224.01 220.37 219.30 220.89 225.21 236.17 248.43   NA   NA
[11,] 169.25 249.84 238.15 230.17 225.65 223.70 224.41 227.85 237.93 249.31 255.45   NA
[12,] 187.40 266.34 253.00 243.37 237.20 233.60 232.66 234.45 242.88 252.61 257.10 264.25

Jt:
[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1"
```

Pedido (lead time=35 dias)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1794	ene-21	188	1606	\$ 16.06	\$ 95.00	\$ 111.06
		feb-21	136	1470	\$ 14.70	\$ -	\$ 125.76
		mar-21	169	1301	\$ 13.01	\$ -	\$ 138.77
		abr-21	171	1130	\$ 11.30	\$ -	\$ 150.07
		may-21	154	976	\$ 9.76	\$ -	\$ 159.83
		jun-21	147	829	\$ 8.29	\$ -	\$ 168.12
		jul-21	144	685	\$ 6.85	\$ -	\$ 174.97
		ago-21	191	494	\$ 4.94	\$ -	\$ 179.91
		sep-21	163	331	\$ 3.31	\$ -	\$ 183.22
		oct-21	78	253	\$ 2.53	\$ -	\$ 185.75
		nov-21	88	165	\$ 1.65	\$ -	\$ 187.40
		dic-21	165	0	\$ -	\$ -	\$ 187.40

SKU10

TVC:

[1] 152.68

Solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	90.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	90.93	180.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	92.67	180.87	180.93	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	96.42	183.37	182.18	182.67	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	99.58	185.74	183.76	183.46	186.42	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	103.88	189.18	186.34	185.18	187.28	189.58	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	110.06	194.33	190.46	188.27	189.34	190.61	193.88	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	117.83	200.99	196.01	192.71	192.67	192.83	194.99	200.06	NA	NA	NA	NA
[9,]	124.47	206.80	200.99	196.86	195.99	195.32	196.65	200.89	207.83	NA	NA	NA
[10,]	131.76	213.28	206.66	201.72	200.04	198.56	199.08	202.51	208.64	214.47	NA	NA
[11,]	140.36	221.02	213.54	207.74	205.20	202.86	202.52	205.09	210.36	215.33	221.76	NA
[12,]	152.68	232.22	223.62	216.70	213.04	209.58	208.12	209.57	213.72	217.57	222.88	230.36

Jt:

[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1"

Pedido (lead time=35 dias)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1143	ene-21	97	1046	\$ 10.46	\$ 90.00	\$ 100.46
		feb-21	93	953	\$ 9.53	\$ -	\$ 109.99
		mar-21	87	866	\$ 8.66	\$ -	\$ 118.65
		abr-21	125	741	\$ 7.41	\$ -	\$ 126.06
		may-21	79	662	\$ 6.62	\$ -	\$ 132.68
		jun-21	86	576	\$ 5.76	\$ -	\$ 138.44
		jul-21	103	473	\$ 4.73	\$ -	\$ 143.17
		ago-21	111	362	\$ 3.62	\$ -	\$ 146.79
		sep-21	83	279	\$ 2.79	\$ -	\$ 149.58
		oct-21	81	198	\$ 1.98	\$ -	\$ 151.56
		nov-21	86	112	\$ 1.12	\$ -	\$ 152.68
		dic-21	112	0	\$ -	\$ -	\$ 152.68

SKU11

TVC:

[1] 164.01

Solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	90.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	90.98	180.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	92.76	180.89	180.98	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	96.51	183.39	182.23	182.76	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	100.95	186.72	184.45	183.87	186.51	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	105.75	190.56	187.33	185.79	187.47	190.95	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	112.41	196.11	191.77	189.12	189.69	192.06	195.75	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	119.13	201.87	196.57	192.96	192.57	193.98	196.71	202.41	NA	NA	NA	NA
[9,]	127.77	209.43	203.05	198.36	196.89	197.22	198.87	203.49	209.13	NA	NA	NA
[10,]	139.02	219.43	211.80	205.86	203.14	202.22	202.62	205.99	210.38	217.77	NA	NA
[11,]	148.72	228.16	219.56	212.65	208.96	207.07	206.50	208.90	212.32	218.74	229.02	NA
[12,]	164.01	242.06	232.07	223.77	218.69	215.41	213.45	214.46	216.49	221.52	230.41	238.72

Jt:

[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1"

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1275	ene-21	80	1195	\$ 11.95	\$ 90.00	\$ 101.95
		feb-21	98	1097	\$ 10.97	\$ -	\$ 112.92
		mar-21	89	1008	\$ 10.08	\$ -	\$ 123.00
		abr-21	125	883	\$ 8.83	\$ -	\$ 131.83
		may-21	111	772	\$ 7.72	\$ -	\$ 139.55
		jun-21	96	676	\$ 6.76	\$ -	\$ 146.31
		jul-21	111	565	\$ 5.65	\$ -	\$ 151.96
		ago-21	96	469	\$ 4.69	\$ -	\$ 156.65
		sep-21	108	361	\$ 3.61	\$ -	\$ 160.26
		oct-21	125	236	\$ 2.36	\$ -	\$ 162.62
		nov-21	97	139	\$ 1.39	\$ -	\$ 164.01
		dic-21	139	0	\$ -	\$ -	\$ 164.01

SKU12

TVC:

[1] 524.06

Solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	115.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	124.66	230.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	138.94	237.14	239.66	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	173.38	260.10	251.14	253.94	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	209.78	287.40	269.34	263.04	288.38	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	257.38	325.48	297.90	282.08	297.90	324.78	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	305.26	365.38	329.82	306.02	313.86	332.76	372.38	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	375.82	425.86	380.22	346.34	344.10	352.92	382.46	420.26	NA	NA	NA	NA
[9,]	455.34	495.44	439.86	396.04	383.86	382.74	402.34	430.20	459.10	NA	NA	NA
[10,]	546.06	576.08	510.42	456.52	434.26	423.06	432.58	450.36	469.18	497.74	NA	NA
[11,]	644.06	664.28	588.82	525.12	493.06	472.06	471.78	479.76	488.78	507.54	538.06	NA
[12,]	773.42	781.88	694.66	619.20	575.38	542.62	530.58	526.80	524.06	531.06	549.82	586.78

Jt:

[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "5" "6" "6" "7" "9"

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	259	ene-21	57	202	\$ 28.28	\$ 115.00	\$ 143.28
		feb-21	69	133	\$ 18.62	\$ -	\$ 161.90
		mar-21	51	82	\$ 11.48	\$ -	\$ 173.38
		abr-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 173.38
mar-21	262	may-21	65	197	\$ 27.58	\$ 115.00	\$ 315.96
		jun-21	68	129	\$ 18.06	\$ -	\$ 334.02
		jul-21	57	72	\$ 10.08	\$ -	\$ 344.10
		ago-21	72	0	\$ -	\$ -	\$ 344.10
jul-21	297	sep-21	71	226	\$ 31.64	\$ 115.00	\$ 490.74
		oct-21	72	154	\$ 21.56	\$ -	\$ 512.30
		nov-21	70	84	\$ 11.76	\$ -	\$ 524.06
		dic-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 524.06

SKU13

TVC:

[1] 446.58

Solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	115.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	119.81	230.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	138.01	239.10	234.81	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	154.39	250.02	240.27	253.01	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	186.63	274.20	256.39	261.07	269.39	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	229.53	308.52	282.13	278.23	277.97	301.63	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	250.59	326.07	296.17	288.76	284.99	305.14	344.53	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	303.37	371.31	333.87	318.92	307.61	320.22	352.07	365.59	NA	NA	NA	NA
[9,]	373.05	432.28	386.13	362.47	342.45	346.35	369.49	374.30	418.37	NA	NA	NA
[10,]	406.98	462.44	412.52	385.09	361.30	361.43	380.80	381.84	422.14	457.45	NA	NA
[11,]	518.78	563.06	501.96	463.35	428.38	417.33	425.52	415.38	444.50	468.63	476.3	NA
[12,]	604.58	641.06	572.16	525.75	482.98	464.13	464.52	446.58	467.90	484.23	484.1	530.38

пт:

[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "5" "5" "8" "8"

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	340	ene-21	36	304	\$ 39.52	\$ 115.00	\$ 154.52
		feb-21	37	267	\$ 34.71	\$ -	\$ 189.23
		mar-21	70	197	\$ 25.61	\$ -	\$ 214.84
		abr-21	42	155	\$ 20.15	\$ -	\$ 234.99
		may-21	62	93	\$ 12.09	\$ -	\$ 247.08
		jun-21	66	27	\$ 3.51	\$ -	\$ 250.59
		jul-21	27	0	\$ -	\$ -	\$ 250.59
jun-21	300	ago-21	58	242	\$ 31.46	\$ 115.00	\$ 397.05
		sep-21	67	175	\$ 22.75	\$ -	\$ 419.80
		oct-21	29	146	\$ 18.98	\$ -	\$ 438.78
		nov-21	86	60	\$ 7.80	\$ -	\$ 446.58
		dic-21	60	0	\$ -	\$ -	\$ 446.58

SKU14

TVC:

[1] 506.07

solution:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	115.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[2,]	123.32	230.00	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[3,]	139.18	237.93	238.32	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[4,]	158.29	250.67	244.69	254.18	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[5,]	197.81	280.31	264.45	264.06	273.29	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[6,]	253.06	324.51	297.60	286.16	284.34	312.81	NA	NA	NA	NA	NA	NA
[7,]	290.50	355.71	322.56	304.88	296.82	319.05	368.06	NA	NA	NA	NA	NA
[8,]	360.57	415.77	372.61	344.92	326.85	339.07	378.07	405.50	NA	NA	NA	NA
[9,]	437.53	483.11	430.33	393.02	365.33	367.93	397.31	415.12	441.85	NA	NA	NA
[10,]	503.05	541.35	481.29	436.70	401.73	397.05	419.15	429.68	449.13	480.33	NA	NA
[11,]	623.95	650.16	578.01	521.33	474.27	457.50	467.51	465.95	473.31	492.42	512.05	NA
[12,]	744.07	759.36	676.29	608.69	550.71	523.02	522.11	509.63	506.07	514.26	522.97	572.5

Jt:

[1] "1" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "5" "5" "6" "6" "9"

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	223	ene-21	49	174	\$ 22.62	\$ 115.00	\$ 137.62
		feb-21	64	110	\$ 14.30	\$ -	\$ 151.92
		mar-21	61	49	\$ 6.37	\$ -	\$ 158.29
		abr-21	49	0	\$ -	\$ -	\$ 158.29
mar-21	286	may-21	76	210	\$ 27.30	\$ 115.00	\$ 300.59
		jun-21	85	125	\$ 16.25	\$ -	\$ 316.84
		jul-21	48	77	\$ 10.01	\$ -	\$ 326.85
		ago-21	77	0	\$ -	\$ -	\$ 326.85
jul-21	307	sep-21	74	233	\$ 30.29	\$ 115.00	\$ 472.14
		oct-21	56	177	\$ 23.01	\$ -	\$ 495.15
		nov-21	93	84	\$ 10.92	\$ -	\$ 506.07
		dic-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 506.07

ANEXO X – Modelo Silver Meal

SKU 2

		Costo de mantener inventario		0,34													
		Costo por ordenar		\$ 140,00													
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	73	140												140	140	140,000
2	feb-21	78		26,52											26,52	166,52	83,260
3	mar-21	82			55,76										55,76	222,28	74,093
4	abr-21	90				91,8									91,8	314,08	78,520
5	may-21	86					116,96								116,96	431,04	86,208
6	jun-21	82						139,4							139,4	570,44	95,073
7	jul-21	78							159,12						159,12	729,56	104,223
8	ago-21	92								218,96					218,96	948,52	118,565
9	sep-21	84									228,48				228,48	1177	130,778
10	oct-21	87										266,22			266,22	1443,2	144,322
11	nov-21	90											306		306	1749,2	159,020
12	dic-21	95												355,3	355,3	2104,5	175,377
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	abr-21	90	140												140	140	140,000
2	may-21	86		29,24											29,24	169,24	84,620
3	jun-21	82			55,76										55,76	225	75,000
4	jul-21	78				79,56									79,56	304,56	76,140
5	ago-21	92					125,12								125,12	429,68	85,936
6	sep-21	84						142,8							142,8	572,48	95,413
	oct-21	87															
	nov-21	90															
	dic-21	95															
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	jul-21	78	\$ 140,00												140	140	140,000
2	ago-21	92		31,28											31,28	171,28	85,640
3	sep-21	84			57,12										57,12	228,4	76,133
4	oct-21	87				88,74									88,74	317,14	79,285
5	nov-21	90					122,4								122,4	439,54	87,908
6	dic-21	95						161,5							161,5	601,04	100,173
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	oct-21	87	\$ 140,00												140	140	140,000
2	nov-21	90		30,6											30,6	170,6	85,300
3	dic-21	95			64,6										64,6	235,2	78,400

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	233	ene-21	73	160	\$ 54.40	\$ 140.00	\$ 194.40
		feb-21	78	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 222.28
		mar-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 222.28
feb-21	258	abr-21	90	168	\$ 57.12	\$ 140.00	\$ 419.40
		may-21	86	82	\$ 27.88	\$ -	\$ 447.28
		jun-21	82	0	\$ -	\$ -	\$ 447.28
may-21	254	jul-21	78	176	\$ 59.84	\$ 140.00	\$ 647.12
		ago-21	92	84	\$ 28.56	\$ -	\$ 675.68
		sep-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 675.68
ago-21	272	oct-21	87	185	\$ 62.90	\$ 140.00	\$ 878.58
		nov-21	90	95	\$ 32.30	\$ -	\$ 910.88
		dic-21	95	0	\$ -	\$ -	\$ 910.88

SKU 4

	Costo de mantener inventario			0,01													
	Costo por ordenar			\$ 95,00													
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	188	95												95	95	95,000
2	feb-21	136		1,36											1,36	96,36	48,180
3	mar-21	169			3,38										3,38	99,74	33,247
4	abr-21	171				5,13									5,13	104,87	26,218
5	may-21	154					6,16								6,16	111,03	22,206
6	jun-21	147						7,35							7,35	118,38	19,730
7	jul-21	144							8,64						8,64	127,02	18,146
8	ago-21	191								13,37					13,37	140,39	17,549
9	sep-21	163									13,04				13,04	153,43	17,048
10	oct-21	78										7,02			7,02	160,45	16,045
11	nov-21	88											8,8		8,8	169,25	15,386
12	dic-21	165												18,15	18,15	187,4	15,617
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	dic-21	165	95												95	95	95,000

Pedido (lead time=35 dias)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1629	ene-21	188	1441	\$ 14.41	\$ 95.00	\$ 109.41
		feb-21	136	1305	\$ 13.05	\$ -	\$ 122.46
		mar-21	169	1136	\$ 11.36	\$ -	\$ 133.82
		abr-21	171	965	\$ 9.65	\$ -	\$ 143.47
		may-21	154	811	\$ 8.11	\$ -	\$ 151.58
		jun-21	147	664	\$ 6.64	\$ -	\$ 158.22
		jul-21	144	520	\$ 5.20	\$ -	\$ 163.42
		ago-21	191	329	\$ 3.29	\$ -	\$ 166.71
		sep-21	163	166	\$ 1.66	\$ -	\$ 168.37
		oct-21	78	88	\$ 0.88	\$ -	\$ 169.25
		nov-21	88	0	\$ -	\$ -	\$ 169.25
oct-21	165	dic-21	165	0	\$ -	\$ 95.00	\$ 264.25

SKU 10

		Costo de mantener inventario		0,01														
		Costo por ordenar		\$ 90,00														

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1143	ene-21	97	1046	\$ 10.46	\$ 90.00	\$ 100.46
		feb-21	93	953	\$ 9.53		\$ 109.99
		mar-21	87	866	\$ 8.66		\$ 118.65
		abr-21	125	741	\$ 7.41		\$ 126.06
		may-21	79	662	\$ 6.62		\$ 132.68
		jun-21	86	576	\$ 5.76		\$ 138.44
		jul-21	103	473	\$ 4.73		\$ 143.17
		ago-21	111	362	\$ 3.62		\$ 146.79
		sep-21	83	279	\$ 2.79		\$ 149.58
		oct-21	81	198	\$ 1.98		\$ 151.56
		nov-21	86	112	\$ 1.12		\$ 152.68
		dic-21	112	0	\$ -		\$ 152.68

SKU 11

		Costo de mantener inventario		0,01															
		Costo por ordenar		\$ 90,00															
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT		
1	ene-21	80	90												90	90	90,000		
2	feb-21	98		0,98											0,98	90,98	45,490		
3	mar-21	89			1,78										1,78	92,76	30,920		
4	abr-21	125				3,75									3,75	96,51	24,128		
5	may-21	111					4,44								4,44	100,95	20,190		
6	jun-21	96						4,8							4,8	105,75	17,625		
7	jul-21	111							6,66						6,66	112,41	16,059		
8	ago-21	96								6,72					6,72	119,13	14,891		
9	sep-21	108									8,64				8,64	127,77	14,197		
10	oct-21	125										11,25			11,25	139,02	13,902		
11	nov-21	97											9,7		9,7	148,72	13,520		
12	dic-21	139												15,29	15,29	164,01	13,668		
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT		
1	dic-21	139																	

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	1136	ene-21	80	1056	\$ 10.56	\$ 90.00	\$ 100.56
		feb-21	98	958	\$ 9.58	\$ -	\$ 110.14
		mar-21	89	869	\$ 8.69	\$ -	\$ 118.83
		abr-21	125	744	\$ 7.44	\$ -	\$ 126.27
		may-21	111	633	\$ 6.33	\$ -	\$ 132.60
		jun-21	96	537	\$ 5.37	\$ -	\$ 137.97
		jul-21	111	426	\$ 4.26	\$ -	\$ 142.23
		ago-21	96	330	\$ 3.30	\$ -	\$ 145.53
		sep-21	108	222	\$ 2.22	\$ -	\$ 147.75
		oct-21	125	97	\$ 0.97	\$ -	\$ 148.72
		nov-21	97	0	\$ -	\$ -	\$ 148.72
oct-21	139	dic-21	139	0	\$ -	\$ 90.00	\$ 238.72

SKU 12

		Costo de mantener inventario		0,14														
		Costo por ordenar		\$ 115,00														
		T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	57	115													115	115	115,000
2	feb-21	69		9,66												9,66	124,66	62,330
3	mar-21	51			14,28											14,28	138,94	46,313
4	abr-21	82				34,44										34,44	173,38	43,345
5	may-21	65					36,4									36,4	209,78	41,956
6	jun-21	68						47,6								47,6	257,38	42,897
7	jul-21	57							47,88							47,88	305,26	43,609
8	ago-21	72								70,56						70,56	375,82	46,978
9	sep-21	71									79,52					79,52	455,34	50,593
10	oct-21	72										90,72				90,72	546,06	54,606
11	nov-21	70											98			98	644,06	58,551
12	dic-21	84												129,36		129,36	773,42	64,452
		T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	jun-21	68	115													115	115	115,000
2	jul-21	57		7,98												7,98	122,98	61,490
3	ago-21	72			20,16											20,16	143,14	47,713
4	sep-21	71				29,82										29,82	172,96	43,240
5	oct-21	72					40,32									40,32	213,28	42,656
6	nov-21	70						49								49	262,28	43,713
7	dic-21	84							70,56							70,56	332,84	47,549
		T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	nov-21	70	\$ 115,00													115	115	115,000
2	dic-21	84		11,76												11,76	126,76	63,380

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	324	ene-21	57	267	\$ 37.38	\$ 115.00	\$ 152.38
		feb-21	69	198	\$ 27.72	\$ -	\$ 180.10
		mar-21	51	147	\$ 20.58	\$ -	\$ 200.68
		abr-21	82	65	\$ 9.10	\$ -	\$ 209.78
		may-21	65	0	\$ -	\$ -	\$ 209.78
abr-21	340	jun-21	68	272	\$ 38.08	\$ 115.00	\$ 362.86
		jul-21	57	215	\$ 30.10	\$ -	\$ 392.96
		ago-21	72	143	\$ 20.02	\$ -	\$ 412.98
		sep-21	71	72	\$ 10.08	\$ -	\$ 423.06
		oct-21	72	0	\$ -	\$ -	\$ 423.06
sep-21	154	nov-21	70	84	\$ 11.76	\$ 115.00	\$ 549.82
		dic-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 549.82

SKU 13

		Costo de mantener inventario	0,13														
		Costo por ordenar	\$ 115,00														
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	36	115												115	115	115,000
2	feb-21	37		4,81											4,81	119,81	59,905
3	mar-21	70			18,2										18,2	138,01	46,003
4	abr-21	42				16,38									16,38	154,39	38,598
5	may-21	62					32,24								32,24	186,63	37,326
6	jun-21	66						42,9							42,9	229,53	38,255
7	jul-21	27							21,06						21,06	250,59	35,799
8	ago-21	58								52,78					52,78	303,37	37,921
9	sep-21	67									69,68				69,68	373,05	41,450
10	oct-21	29										33,93			33,93	406,98	40,698
11	nov-21	86											111,8		111,8	518,78	47,162
12	dic-21	60												85,8	85,8	604,58	50,382
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	jun-21	66	115												115	115	115,000
2	jul-21	27		3,51											3,51	118,51	59,255
3	ago-21	58			15,08										15,08	133,59	44,530
4	sep-21	67				26,13									26,13	159,72	39,930
5	oct-21	29					15,08								15,08	174,8	34,960
6	nov-21	86						55,9							55,9	230,7	38,450
7	dic-21	60							46,8						46,8	277,5	39,643
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	nov-21	86	\$ 115,00												115	115	115,000
2	dic-21	60		7,8											7,8	122,8	61,400

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	247	ene-21	36	211	\$ 27.43	\$ 115.00	\$ 142.43
		feb-21	37	174	\$ 22.62	\$ -	\$ 165.05
		mar-21	70	104	\$ 13.52	\$ -	\$ 178.57
		abr-21	42	62	\$ 8.06	\$ -	\$ 186.63
		may-21	62	0	\$ -	\$ -	\$ 186.63
abr-21	247	jun-21	66	181	\$ 23.53	\$ 115.00	\$ 325.16
		jul-21	27	154	\$ 20.02	\$ -	\$ 345.18
		ago-21	58	96	\$ 12.48	\$ -	\$ 357.66
		sep-21	67	29	\$ 3.77	\$ -	\$ 361.43
		oct-21	29	0	\$ -	\$ -	\$ 361.43
sep-21	146	nov-21	86	60	\$ 7.80	\$ 115.00	\$ 484.23
		dic-21	60	0	\$ -	\$ -	\$ 484.23

SKU 14

		Costo de mantener inventario		0,13													
		Costo por ordenar		\$ 115,00													
	T	DEMANDA	S	D*H*(1)	D*H*(2)	D*H*(3)	D*H*(4)	D*H*(5)	D*H*(6)	D*H*(7)	D*H*(8)	D*H*(9)	D*H*(10)	D*H*(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	ene-21	49	115												115	115	115,000
2	feb-21	64		8,32											8,32	123,32	61,660
3	mar-21	61			15,86										15,86	139,18	46,393
4	abr-21	49				19,11									19,11	158,29	39,573
5	may-21	76					39,52								39,52	197,81	39,562
6	jun-21	85						55,25							55,25	253,06	42,177
7	jul-21	48							37,44						37,44	290,5	41,500
8	ago-21	77								70,07					70,07	360,57	45,071
9	sep-21	74									76,96				76,96	437,53	48,614
10	oct-21	56										65,52			65,52	503,05	50,305
11	nov-21	93											120,9		120,9	623,95	56,723
12	dic-21	84												120,12	120,12	744,07	62,006
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	jun-21	85	115												115	115	115,000
2	jul-21	48		6,24											6,24	121,24	60,620
3	ago-21	77			20,02										20,02	141,26	47,087
4	sep-21	74				28,86									28,86	170,12	42,530
5	oct-21	56					29,12								29,12	199,24	39,848
6	nov-21	93						60,45							60,45	259,69	43,282
7	dic-21	84							65,52						65,52	325,21	46,459
	T	DEMANDA	S	D*I*c	D*I*c(2)	D*I*c(3)	D*I*c(4)	D*I*c(5)	D*I*c(6)	D*I*c(7)	D*I*c(8)	D*I*c(9)	D*I*c(10)	D*I*c(11)	Suma Fila	CT	CTUT
1	nov-21	93	\$ 115,00												115	115	115,000
2	dic-21	84		10,92											10,92	125,92	62,960

Pedido (lead time=35 días)	CANTIDAD DE ORDEN	MESES	REQUERIMIENTOS	INVENTARIO FINAL	COSTO DE MTTO	COSTO DE PREPARACION	COSTO TOTAL ACUMULADO
nov-20	299	ene-21	49	250	\$ 32.50	\$ 115.00	\$ 147.50
		feb-21	64	186	\$ 24.18	\$ -	\$ 171.68
		mar-21	61	125	\$ 16.25	\$ -	\$ 187.93
		abr-21	49	76	\$ 9.88	\$ -	\$ 197.81
		may-21	76	0	\$ -	\$ -	\$ 197.81
abr-21	340	jun-21	85	255	\$ 33.15	\$ 115.00	\$ 345.96
		jul-21	48	207	\$ 26.91	\$ -	\$ 372.87
		ago-21	77	130	\$ 16.90	\$ -	\$ 389.77
		sep-21	74	56	\$ 7.28	\$ -	\$ 397.05
		oct-21	56	0	\$ -	\$ -	\$ 397.05
sep-21	177	nov-21	93	84	\$ 10.92	\$ 115.00	\$ 522.97
		dic-21	84	0	\$ -	\$ -	\$ 522.97

ANEXO XI – Código modelo Q

```
> names(BD)
[1] "X" "SKU1" "SKU3" "SKU5" "SKU6" "SKU7" "SKU8" "SKU9"
> SKU<-BD %>% select(starts_with("SKU1"))
> SKU
  SKU1
1    91
2    90
3    94
4   100
5    95
6    93
7    88
8    98
9    92
10   96
11   96
12  104
> #operaciones
> D<- (sum(SKU))
> D
[1] 1137
> MED<-colMeans(SKU)
> SUMA<-sum((SKU-MED)^2)
> PD<- sqrt(SUMA/12)
> S<-125
> C<-6.50
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/(313))
> Z<-1.645
```

ANEXO XIA – Modelo Q

SKU3

```
> S<-95
> C<-0.44
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5539.664
> trunc(EOQ)
[1] 5539
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 1011.204
> #stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 25.90839
> ceiling(SS)
[1] 26
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 264.3109
> ceiling(ROP)
[1] 265
```

SKU5

```
> S<-95
> C<-0.44
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5449.284
> trunc(EOQ)
[1] 5449
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 979.6505
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 48.69894
> ceiling(SS)
[1] 49
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 279.3858
> ceiling(ROP)
[1] 280
```

SKU6

```
> S<-95
> C<-0.44
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5094.337
> trunc(EOQ)
[1] 5094
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 860.5653
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 56.34425
> ceiling(SS)
[1] 57
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 257.9577
> ceiling(ROP)
[1] 258
```

SKU7

```
> S<-90
> C<-0.27
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5565.768
> trunc(EOQ)
[1] 5565
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 421.4627
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 22.60337
> ceiling(SS)
[1] 23
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 178.482
> ceiling(ROP)
[1] 179
```

SKU8

```
> S<-90
> C<-0.27
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5567.764
> trunc(EOQ)
[1] 5567
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 421.7489
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 16.91133
> ceiling(SS)
[1] 17
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 172.9017
> ceiling(ROP)
[1] 173
```

SKU9

```
> S<-90
> C<-0.27
> PCM<-0.03
> L<-35
> d<-(D/313)
> Z<-1.645
> #cantidad de pedido
> EOQ<-sqrt((2*D*S)/(C*PCM))
> EOQ
[1] 5674.504
> trunc(EOQ)
[1] 5674
> #Costo total anual
> TC<- ((D*C)+((D/EOQ)*S)+((EOQ/2)*(C*PCM)))
> TC
[1] 437.1935
> #Stock de seguridad
> SS<-(Z*PD)
> SS
[1] 24.03732
> ceiling(SS)
[1] 25
> #Punto de reorden
> ROP<-(d*L)+SS
> ROP
[1] 186.0661
> ceiling(ROP)
[1] 187
```