



FACULTAD DE INGENIERIA Y CIENCIAS AGROPECUARIAS

ANÁLISIS ESTADÍSTICO EN LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA DEL
PROCESO DENOMINADO COPACKING EN UNA INDUSTRIA DE
FABRICACIÓN MASIVA DE ALIMENTOS

AUTOR

Nicolás Francisco Medina Cevallos

AÑO

2018



FACULTAD DE INGENIERIA Y CIENCIAS AGROPECUARIAS

ANÁLISIS ESTADÍSTICO EN LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA DEL
PROCESO DENOMINADO COPACKING EN UNA INDUSTRIA DE
FABRICACIÓN MASIVA DE ALIMENTOS

Trabajo de titulación presentado en conformidad con los requisitos establecidos
para optar por el título de Ingeniero en Producción Industrial

Profesor Guía

Mtro. Roque Alejandro Morán Gortaire

Autor

Nicolás Francisco Medina Cevallos

Año

2018

DECLARACION DEL PROFESOR GUÍA

“Declaro haber dirigido el trabajo, Análisis estadístico en la planificación de la demanda del proceso denominado copacking en una industria de fabricación masiva de alimentos”, a través de reuniones periódicas con el estudiante Nicolás Francisco Medina Cevallos, en el semestre 2018-1, orientando sus conocimientos y competencias para un eficiente desarrollo del tema escogido y dando cumplimiento a todas las disposiciones vigentes que regulan los Trabajos de Titulación”

Roque Alejandro Morán Gortaire

Maestro de Ciencias (Mayor: Marketing Estratégico y Gestión de Ventas)

C.C.170490331-7

DECLARACIÓN DEL PROFESOR CORRECTOR

"Declaro haber revisado este trabajo, Análisis estadístico en la planificación de la demanda del proceso denominado copacking en una industria de fabricación masiva de alimentos, del estudiante Nicolás Francisco Medina Cevallos, dando cumplimiento a todas las disposiciones vigentes que regulan los Trabajos de Titulación".

Cristina Belén Viteri Sanchez

Master en Ingeniería avanzada de la producción Logística
y Cadena de Abastecimiento

C.I.: 1715638373

DECLARACIÓN DEL ESTUDIANTE

“Declaro que este trabajo es original, de mi autoría, que se han citado las fuentes correspondientes y que en su ejecución se respetaron las disposiciones legales que protegen los derechos de autor vigentes.”

Nicolás Francisco Medina Cevallos

171809312-1

RESUMEN

El presente trabajo de titulación consta de una propuesta de mejora en el proceso denominado copacking en una industria de consumo masivo de alimentos, donde se busca reducir los costos que conlleva la planificación de demanda.

Para el análisis del estado actual se tomó la data histórica de demanda y presupuesto, donde se obtuvo información muy relevante en cuanto al comportamiento histórico de demanda de 11 packs.

A lo largo del análisis se puede identificar el problema del cual se deriva una causa raíz que es solucionada mediante la propuesta de cambiar el método de generación de pronóstico.

La solución propuesta consiste en la aplicación de modelos de análisis de serie de tiempo comparado con el error estadístico en un periodo de 3 meses.

Finalmente debido a la aplicación de la propuesta de mejora, la cual nos permite atacar la causa raíz encontrada se logra demostrar que utilizando los métodos propuestos la compañía hubiese generado \$64132 dólares extras en el periodo analizado.

ABSTRACT

The present degree work consists of a proposal for improvement in the process called copacking in an industry of mass consumption of food, where it seeks to reduce the costs involved in the planning of demand.

For the analysis of the real state, the historical information of the demand and the budget was analyzed, where very relevant information regarding the historical behavior of the demand of 11 packages was obtained.

Throughout the analysis, you can identify the problem from which a root cause is derived, which is solved through the proposed change of the forecast generation method.

The proposed solution consists in changing the method of generation of forecasts for each case by applying methods of analysis of the time series against the statistical error of a period of 3 months.

Finally, due to the application of the improvement proposal, which allows us to attack the root cause found, it is possible to demonstrate that if it uses the proposed methods, the company would have generated \$ 64132 more than what it generated in the period analyzed.

ÍNDICE

1. Capítulo I. Introducción.....	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Justificación del problema.....	3
1.3 Objetivos	3
1.3.1 Objetivo General.....	3
1.3.2 Objetivos Específicos	3
1.4 Alcance.....	4
2. Capítulo II. Marco teórico	5
2.1 Administración de la demanda.....	5
2.2 Componentes de la demanda	6
2.3 Pronósticos.....	7
2.3.1 Tipos de pronósticos.....	8
2.4 Análisis de serie de tiempo	8
2.5 Promedio móvil simple	9
2.6 Promedio móvil Ponderado.....	10
2.7 Suavización Exponencial.....	11
2.8 Método de Holts.....	12
2.9 Modelo WINTERS.....	13
2.10 Regresión lineal y correlación.....	14
2.10.1 Coeficiente de correlación.....	14
2.11 Análisis de regresión	14
2.12 Errores.	15
2.12.1 Fuentes de error	15
2.12.2 Mediciones de error	15
2.13 Glosario:.....	16

3. Capítulo III. Definición de la situación Actual	17
3.1 Definición del problema	17
3.1.1 Datos disponibles	17
3.1.2 Análisis de error.....	18
3.1.3 Análisis económico	21
3.1.4 Definición del problema:	23
3.2 Análisis de Causa Raíz.....	24
3.2.1 Análisis del flujo del proceso.....	24
3.2.2 Generación de MPS	24
3.2.3 Generación de MRP:	25
3.2.4 Venta.....	26
3.2.5 Generación de pronóstico basado en datos históricos.....	27
3.2.6 Árbol de los 5 por qué.....	28
3.3 Resumen.....	28
4. Capítulo IV. Propuesta de mejora	29
4.1 Análisis de coeficiente de dispersión	29
4.1.1 Gráficos:	31
4.2 Análisis de modelos de serie de tiempo.....	37
4.2.1 Promedio móvil simple:.....	37
4.2.2 Promedio móvil ponderado:	38
4.2.3 Suavización Exponencial.....	39
4.2.4 Método de Holts	43
4.2.5 Regresión Lineal.....	51
4.3 Análisis de Error	52
5. Capítulo VI. Análisis de propuesta de mejora	56
5.1 Comparación propuesta de mejora versus método original ..	58
5.2 Resumen valorizado de las propuestas de mejora.....	59
6. Conclusiones y Recomendaciones	61
6.1 Conclusiones.....	61

6.2 Recomendaciones	61
REFERENCIAS	63
ANEXOS	64

1. Capítulo I. Introducción

1.1 Antecedentes

La empresa alimenticia de la cual se describirá el problema es una compañía establecida en Ecuador por más de 50 años la cual posee un número de empleados que varía entre los 2000 y 3000 a nivel nacional. Su sede u oficina central se encuentra en la ciudad de Quito y en los alrededores posee una de sus tres fábricas. Las dos restantes se encuentran en la región costa del país.

Su facturación anual varía entre 250 a 300 millones de dólares americanos gracias a su variedad de productos que van desde chocolates hasta jugos y leches, en una gran variedad de precios por lo que su clientela es muy amplia y no es determinada para un grupo en específico.

El problema del cual este proyecto se va a basar está ubicado en el área de Planificación del proceso de copacking de la fábrica establecida a los alrededores de la ciudad.

En esta transformación se toman componentes de jugos, leches y avenas de formatos de 200 ml y 1 litro para unirlos como: six packs, dúo packs y four packs mediante bandas de plástico o termo encogidos, siendo su mano de obra externalizada hacia 3 diferentes empresas de las cuales su output son packs que sirven para venderlos en algunos casos con promociones o en otros por mayor comodidad del cliente.

Formatos de litro:

En lo que respecta a los formatos de litro la empresa realiza:

Dúo Packs de Jugos de naranja y durazno conformados por: los componentes, una fajilla y banda de plástico:

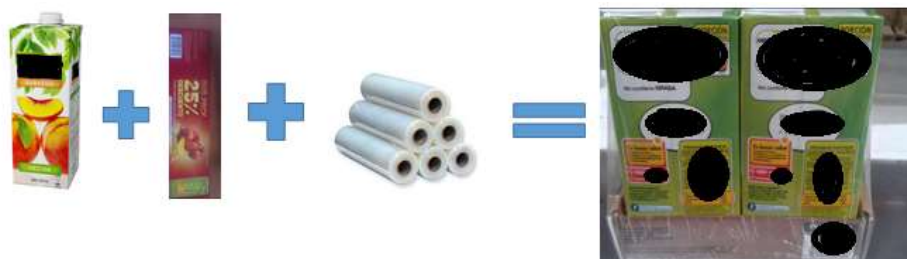


Figura 1. Descripción de armado de Packs de Jugos

Four Packs de leche conformados por: los componentes, una fajilla y banda de plástico:

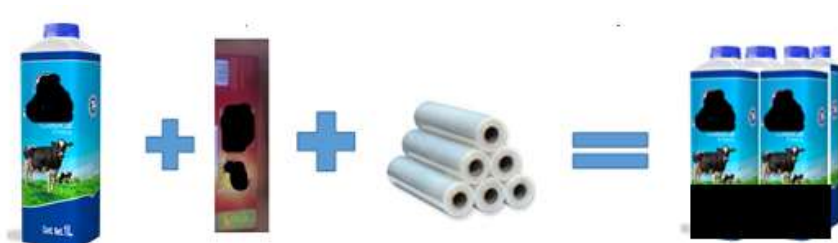


Figura 2. Descripción de armado de Packs de Leche

Formatos de 200 ml

Six pack de jugos o leche conformados por: los componentes, una fajilla y banda de plástico.



Figura 3. Descripción de armado de Packs de Jugos 200 ml

1.2 Justificación del problema

Este proyecto es de suma importancia debido a que:

Una correcta generación de pronóstico permite crear presupuestos anuales para diferentes áreas de la organización.

El pronóstico es la base para la planificación de la producción.

El proceso representa a la organización 211000 dólares al mes por lo cual un buen pronóstico es de suma importancia.

La planificación correcta de la demanda permite a la organización obtener un nivel superior de atención a los clientes.

Al analizar estadísticamente la planificación se podrá observar con claridad que se estuvo haciendo mal en el pasado y así obtener respuestas de cómo manejar situaciones futuras.

Al tener claro cuánto se va a producir de cada SKU y cuando se lo va a realizar se minimiza la posibilidad de que existan errores en la producción de los SKUs.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Analizar estadísticamente la planificación de demanda del proceso copacking.

1.3.2 Objetivos Específicos

Definir la situación actual.

Analizar cada modelo de pronóstico para cada diferente pack

Escoger un modelo de pronóstico para cada pack.

1.4 Alcance

El alcance de este trabajo consistirá en la propuesta de un cambio de la metodología que actualmente se usa para la planificación de la demanda de 15 packs a través del análisis de modelos cuantitativos para la generación de pronósticos.

Las áreas que abarca este proceso son:

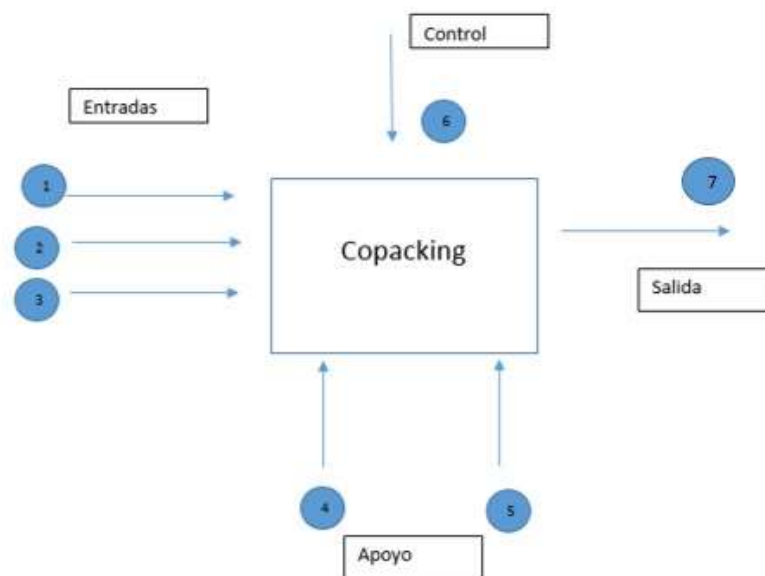


Figura 4. Descripción de áreas involucradas en armado de

Entradas

Área de Marketing: Artes, diseño de packs, generación de necesidad.

Área de Compras: Acuerdo con proveedores.

Área de Planificación: Planificación de demanda y planificación de producción.

Apoyo o Recursos

Área de producción (externa): Proveedores externos (mano de obra)

Área de Logística: Transporte, Centro de distribución.

Control

Área de planificación: Seguimiento

Salida

Área de ventas: Packs armados.

2. Capítulo II. Marco teórico

2.1 Administración de la demanda

La función principal de administrar la demanda es integrar todas las fuentes que afecten a la misma, con el propósito de no quebrar stocks y poder atender a los clientes de la organización.

De una u otra manera la demanda se puede clasificar en dos tipos. La primera como una demanda que puede ser provocada por otros productos o servicios. Un ejemplo de esto se puede apreciar cuando se descompone un producto en partes, la demanda de las partes va a estar ligada a la demanda del producto final. Por lo tanto, esta demanda no se debe pronosticar, sino utilizar métodos para estar siempre cubiertos con los materiales necesarios. Por otra parte, en la demanda del producto final la compañía puede realizar varias tácticas para empujar o aguantarla, algunas de estas son:

Mediante la creación de campañas que impulsen la demanda por la parte comercial.

No realizar nada y solo atender a los pedidos. Esta es una táctica que muchas de las empresas de las cuales su capacidad de producción está al máximo toman ya que un incremento por alguna táctica comercial llevaría a quiebre de stocks

La interrelación departamental de la compañía es fundamental para manejar la demanda del producto terminado para poder estar alineados y seguir un objetivo en común. (Jacobs, 2014)

2.2 Componentes de la demanda

En la gran mayoría de situaciones, los componentes de la demanda son:

Demanda promedio para el periodo

Tendencia

Elementos estacionales

Elementos cíclicos

Variación aleatoria

Autocorrelación

En el caso de los elementos cíclicos es difícil determinarlos, porque hay muchas influencias que pueden intervenir en los mismos, como son: partidos de futbol, condiciones del gobierno o eventos aislados. Cuando uno quita todas las causas que uno conoce de la demanda y quedan algunas sin explicar se supone que la misma es aleatoria.

Cuando uno obtiene un valor que se determinó en un tiempo específico y tiene bastante coherencia con valores pasados estamos hablando de auto correlación.

Si obtenemos una gran variación de demanda en un tiempo relativamente corto estamos hablando de demanda aleatoria.

Cuando uno grafica la demanda podemos ver tendencias y este es el punto de inicio para realizar un pronóstico. Después de esto podemos apreciar los componentes de la demanda y cualquier otro suceso que pueda influir en los cálculos. Una tendencia lineal es una relación que se va a comportar de la misma

manera a lo largo del tiempo. Una curva en S puede mostrar el incremento de la demanda gracias a que el producto terminado se encuentra en el mercado por algún tiempo. Una tendencia asintótica puede representar un insumo que comenzó con una demanda muy alta, pero a lo largo del tiempo el mercado del mismo ya no responde de la misma manera que lo hacía anteriormente. Una curva exponencial quiere decir que la demanda del producto va a seguir creciendo a lo largo del tiempo. (Jacobs, 2014)

2.3 Pronósticos

El pronóstico tiene respuesta para todas las preguntas. Por desgracia, es más probable que estas respuestas estén equivocadas. Nadie puede predecir correctamente el futuro de todas las situaciones. Sin embargo, el éxito futuro de cualquier negocio depende mucho de que tan sagaz su administración es para detectar tendencias y desarrollar las estrategias adecuadas. Los líderes de las mejores compañías frecuentemente parecen tener un sexto sentido de cuando cambiar de dirección para mantenerse un paso delante de la competencia, pero en realidad ese sentido lo guía el uso frecuente de las mejores técnicas de pronósticos. Estas compañías rara vez tienen problemas por hacer mal los cálculos de lo que será la demanda de sus productos. Muchas veces otras compañías si lo tienen. La capacidad de pronosticar bien hace la diferencia.

Para cuando se dispone de datos históricos de ventas existen algunos métodos de pronóstico estadístico comprobados que se han desarrollado para usar esta información y anticipar la demanda futura. Esos métodos suponen que las tendencias históricas continúen, así que lo que la administración necesita es hacer ajustes para reflejar los cambios que se van dando en el mercado.

El pronóstico de la demanda de productos es solo una aplicación importante de estos métodos. En otros casos, los pronósticos se podrían utilizar para evaluar los requerimientos de cantidades tan diversas como las partes de repuesto, el rendimiento de la producción y las necesidades de personal. Las técnicas de

pronóstico se usan también frecuentemente para anticipar las tendencias económicas a nivel regional, nacional o incluso internacional. (Hillier, 2008)

2.3.1 Tipos de pronósticos

Los pronósticos se clasifican en cuatro tipos básicos:

Cualitativo

Análisis de series de tiempo

Relaciones causales y simulación

Las técnicas cualitativas generalmente son realizadas mediante experiencia de las personas involucradas y se pueden apoyar en debates y visión del negocio. El análisis de serie de tiempo, tiene como fundamento que datos históricos del pasado pueden servir para predecir el futuro. Por otra parte, el análisis causal relaciona la demanda con algún factor y se calcula mediante el análisis de regresión lineal. (Jacobs, 2014)

2.4 Análisis de serie de tiempo

Como se explicó anteriormente los modelos de análisis de serie de tiempo toman datos pasados para predecir lo que va a suceder en periodos definidos. Cuando estamos hablando de este método se utilizan terminologías como mediano, corto y largo plazo. En la mayoría de las situaciones cuando se quiera tomar una decisión táctica se utilizan pronósticos de corto plazo, por otro lado, para lograr satisfacer el mercado es muy probable que se utilicen modelos de mediano plazo y para lograr deducir cambios de gran magnitud se utilizan pronósticos de largo plazo.

Cuando una empresa quiere elegir un modelo deberá preguntarse:

El horizonte de tiempo que se va a pronosticar

La disponibilidad de los datos

La precisión requerida

El tamaño del presupuesto para el pronóstico

La disponibilidad de personal calificado.

Pero también existen otras consideraciones que se deben tomar como el nivel de capacidad de la empresa para adaptarse a cambios en el pronóstico en caso de que requiera. (Jacobs, 2014)

2.5 Promedio móvil simple

Cuando los pedidos de un producto en específico se mantienen de manera monótona a lo largo del tiempo, este método puede ser muy eficaz para suavizar los picos o valles de un pronóstico. Un ejemplo de este método es que si uno quiere pronosticar diciembre, deberá tomar datos desde Junio hasta noviembre para que el resultado de una media y así evitar caer en picos o valles.

La selección del periodo para calcular el promedio móvil simple es de mucha importancia ya que mientras más largo sea el mismo más suavización se obtendrá en el resultado. La característica principal de este método es que no deja ver tendencia ya que como se explicó anteriormente esta se suaviza.

La fórmula del promedio móvil simple es:

$$F_t = \frac{A_{t-1} + A_{t-2} + A_{t-3} + \dots + A_{t-n}}{n} \quad (\text{Ecuación 1})$$

Tomado de (Jacobs, 2014)

F = Pronóstico para el siguiente período

n = Número de períodos por promediar

A_{t-1} = Suceso real en el período pasado

$A_{t-2} A_{t-3} \dots A_{t-n}$ = Sucesos reales hace dos períodos, hace tres períodos y así sucesivamente, hasta hace n períodos

2.6 Promedio móvil Ponderado

Este método a diferencia del promedio móvil simple, el cual da la misma puntuación a los datos históricos del pasado, nos da la ventaja de asignar una puntuación a cada dato con la única condición que la suma de dichas puntuaciones sean igual a uno.

La fórmula para el promedio móvil ponderado es:

$$F_t = w_1 A_{t-1} + w_2 A_{t-2} + \dots + w_n A_{t-n} \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde:

W_1 = Ponderación dada al hecho real para el período $t - 1$

W_2 = Ponderación dada al hecho real para el período $t - 2$

W_n = Ponderación dada al hecho real para el período $t - n$

n = Número total de períodos en el pronóstico

Elección de ponderaciones

La manera más fácil de elegir las ponderaciones es mediante prueba y error o en su caso mediante experiencia. Como determinante en este método el dato más cercano es el que debería tener mayor peso ya que es un indicador más claro de lo que va a pasar a continuación en el futuro.

Si uno logra determinar al analizar el comportamiento de la demanda de un producto en específico y se determina que este tiene comportamientos estacionales, se deberá analizar los periodos similares para darles mayor puntuación a los mismos y así ser más eficaz al momento de pronosticar. (Jacobs, 2014)

2.7 Suavización Exponencial

Como pudimos observar en los métodos descritos anteriormente se necesita una cantidad significativa de datos históricos del pasado para predecir el futuro. Por otro lado la suavización exponencial nos ayuda a pronosticar un periodo futuro con solo un dato del pasado ya que en muchos casos el evento más cercano es un indicativo real de lo que sucederá a continuación.

Esta técnica de pronósticos es muy común y es parte fundamental de todos los softwares estadísticos de pronósticos.

En la suavización exponencial los datos que juegan un papel fundamental y que sin ellos sería imposible calcular un pronóstico son: el pronóstico más reciente, la demanda real que ocurrió durante el periodo de pronóstico y una constante de suavización alfa. Dicha constante es un indicativo de cuanto se quiere suavizar los datos y varía entre un rango de 0.1 a 1.

La ecuación para un solo pronóstico es la siguiente

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}) \quad (\text{Ecuación 3})$$

Donde:

F_t = Pronóstico suavizado exponencialmente para el período t

F_{t-1} = Pronóstico suavizado exponencialmente para el período anterior

A_{t-1} = Demanda real en el período anterior

α = Índice de respuesta deseado, o constante de suavización

Elección de la constante de suavización alfa

La elección de la constante se puede dar por varios métodos. El primero es por prueba y error lo cual es muy efectivo pero puede llegar a ser cansado si lo que se analiza es bastantes productos, por otro lado si se tiene una idea y se agrupa de manera en la cual se pueda saber si el comportamiento de la demanda cambia de manera abrupta entre periodos lo ideal es que dicha constante se

acerque a 1 ya que tendría mayor nivel de respuesta al cambio. Si el comportamiento tiende a ser uniforme lo ideal es utilizar un alfa de menor nivel. (Jacobs, 2014)

2.8 Método de Holts.

Charles Holt (1957)

- Permite trabajar con datos que siguen un patrón de
- Tendencia y en base a eso realizar pronósticos.
- Utiliza dos constantes de “suavización” α y β

Fórmula modelo de Holts

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \\ F_{t+m} &= L_t + mT_t \end{aligned}$$

(Educación 4)

L_t Estimate of the level of the series at time t (Smoothed)

T_t Estimate of the trend of the series at time t ,

α Smoothing constant for the data ($0 < \alpha < 1$),

β Smoothing constant for the trend estimate ($0 < \beta < 1$),

F_{t+m} Holt's forecast value for period $t+m$.

Iniciación del modelo de Holt

Requiere de dos estimaciones

L_1

T_1

Una alternativa es establecer condiciones

$L_1 = y_1$

$T_1 = y_2 - y_1$

(Educación 5)

La otra alternativa es utilizar regresión simple en algunos de los primeros valores de la serie para encontrar L_1 y T_1

m es el horizontal al cual se quiere pronosticar

2.9 Modelo WINTERS

A diferencia del modelo de Holt, este método permite realizar predicciones en base a datos que presente un patrón estacional y manejen tendencia.

Utiliza 3 constantes de "suavización": α , β , γ

Fórmulas modelo de Winters

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha(Y_t / S_t) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \\ S_{t+p} &= \gamma(Y_t / L_t) + (1-\gamma)S_t \\ F_{t+m} &= (L_t + mT_t)S_{t+m} \end{aligned} \quad (\text{Educación 6})$$

L_t Estimate of the series at time (Smoothed)

T_t Estimate of the trend of the series at time

S_t Seasonal factor at time

α Smoothing constant for the data ($0 < \alpha < 1$),

β Smoothing constant for the trend estimate ($0 < \beta < 1$),

γ Smoothing constant for the seasonal factor ($0 < \gamma < 1$),

p Periodicity of demand

F_{t+m} Winter's forecast value for period $t+m$.

Fórmulas inicialización modelo de Winters

Las condiciones iniciales de manejan como en el modelo de Holt

$$\begin{aligned} L_1 &= T_1 \\ T_1 &= Y_2 - Y_1 \end{aligned} \quad (\text{Educación 7})$$

El factor p va a determinar cada qué periodo se repita el factor estacional

Adaptado de (MIT)

2.10 Regresión lineal y correlación.

Cuando se analiza un nexo de dos variables en un tiempo definido, lo mejor que se puede hacer es iniciar con un diagrama de dispersión. Esto nos ayuda a tener una imagen del nexo entre dichas variables. Después es necesario calcular el coeficiente de correlación, lo cual nos ayuda a determinar de una manera estadística el nivel de relación.

2.10.1 Coeficiente de correlación

Para el cálculo de dicho coeficiente se designa la letra r . Esta letra puede variar entre los valores de -1 a 1 , mientras más se acerca a 0 menos relación tienen las dos variables, mientras que más cercano a 1 o a -1 mayor relación tienen. Lo que indica el signo es si la relación es inversa o no. (Lind, 2012)

2.11 Análisis de regresión

Este método lo que realiza es el pronóstico de una variable en función a otra ya que se parte de la comprobación mediante el coeficiente de correlación de que las mismas están relacionadas. Mediante la regresión lineal lo que se logra es formar una ecuación de la recta que tiene la forma $Y=a+bx$, en donde Y es el valor de la variable dependiente que se despeja, a es la secante de y , b es la pendiente y x es la variable independiente.

Este método es muy valioso para poder pronosticar largos periodos hacia adelante con poca data histórica y es ideal para familias de productos. La principal restricción al momento de utilizar este método es que los datos no tengan correlación o no caigan en una recta. (Lind, 2012)

2.12 Errores

El error se determina como el delta entre lo que se pronosticó y lo que ocurrió en la realidad. Este valor puede ser negativo o positivo y generalmente es aceptable en un intervalo del más menos 15 %.

Cabe recalcar que siempre cuando se realiza un pronóstico a a ver un error en general ya que es casi imposible acertarle al 100 % de lo que va a pasar en el futuro.

2.12.1 Fuentes de error

Cuando analizamos los errores podemos ver que se pueden dar por muchas circunstancias. Una es no tomar en cuenta el crecimiento que viene teniendo un producto en especial a lo largo del tiempo.

Se puede clasificar los errores como sesgados o aleatorios. El primero se refiere cuando se está cometiendo el error por un periodo largo o que es constante. El segundo es por una equivocación al momento de la generación del pronóstico, ya sea porque no se escogió o tomo en cuenta las variables necesarias o no se utilizó el método correcto.(Jacobs, 2014)

2.12.2 Mediciones de error

Me (Error medio)

ME, es una métrica de sesgo ya que solo capta si el proceso de pronóstico está en la media pesimista (tiende a estar bajo el pronóstico y por lo tanto ME es positivo) u optimista (tiende a estar sobre el pronóstico y por lo tanto ME es negativo).

Fórmula error medio

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t$$

(Ecuación 8)

Tomado de (HANKE, 2006)

Desviación absoluta media (MAD)

Es una métrica lineal que da el mismo peso a los errores

MAD, captura exactitud

Fórmula desviación absoluta media

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

(Ecuación 9)

Tomado de (CHAPMAN, 2006)

Raíz del error cuadrático medio

Es una métrica cuadrática para el error y tiende a dar más peso a los errores.

RMSE “prefiere” algoritmos que generen errores constantes en vez de algoritmos que sean exactos en algunos periodos, pero que puedan generar errores significantes en otros

Fórmula de Raíz del error cuadrático medio

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

(Ecuación 10)

Tomado de (COOK, 2006)

2.13 Glosario:

ME: Error Medio

MAD: Desviación Media Absoluta

MPE: Error Medio Porcentual

MAPE: Error Medio Porcentual Absoluto

MPS: Plan maestro de producción

MRP: Plan de requerimiento de materiales

3. Capítulo III. Definición de la situación Actual

Para abordar este proyecto es necesario introducirnos y entender por completo que está sucediendo en la situación actual y así tener una perspectiva más detallada a través de técnicas que nos permitan disuadir “síntomas “que nos alejen de una posible solución. Es muy importante tener claro que es lo que vamos a resolver y entender el contexto en el cual nos estamos manejando, para llegar a conclusiones o propuestas que sean viables. Para esto es necesario comenzar con la definición del problema.

3.1 Definición del problema

3.1.1 Datos disponibles

Los datos que tuvimos disponibles para definir qué es lo que estaba sucediendo son los históricos de demanda y ‘Rolling’, desde junio del 2016 hasta mayo del 2017, lo cual nos da un período de tiempo significativo para poder estudiar el caso de los 11 ‘packs’. A continuación, se presentan tablas de los datos históricos.

Tabla 1.

Pronóstico de Demanda

	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17
Descripción	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling	Rolling
PACK 1	5909	6012	8206	6711	6821	6417	5908	6630	2591	6755	4368	4234
PACK 2	1358	1610	1317	1733	1130	1190	1443	429	724	1196	1236	1180
PACK 3	2563	3089	2511	3905	2485	2634	3286	755	1344	2123	2152	2044
PACK 4	955	748	697	0	796	780	797	190	400	675	690	651
PACK 5	1209	1444	1445	1545	1574	1236	1398	1195	310	827	989	1159
PACK 6	867	667	667	595	506	660	651	494	205	364	443	502
PACK 7	1334	1475	1493	1901	1532	1303	1476	1310	515	951	1167	1330
PACK 8	3436	3250	2831	4296	3302	3362	3191	3269	3026	3055	3540	3777
PACK 9	704	932	972	1568	1026	915	933	1000	962	822	978	1036
PACK 10	2140	2086	2229	2214	1918	2192	1923	0	0	2157	1732	1457
PACK 11	2076	1932	2059	2076	1929	2039	1857	1833	2089	2100	2073	2073

Tabla 2.

Demanda Real

	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17
Descripción	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda
Pack 1	8847	3911	5707	6597	5902	4975	2247	8313	6698	8844	6051	3886
Pack 2	0	1465	766	1263	1243	1492	1378	572	1461	1163	1197	1754
Pack 3	324	3351	1943	3531	1497	2054	578	1009	1702	2135	3303	1594
Pack 4	0	980	347	926	348	380	0	319	790	989	694	1107
Pack 5	1574	1187	1117	1485	1498	1263	1820	1474	1047	1439	1426	640
Pack 6	694	471	406	678	505	329	136	885	237	293	759	441
Pack 7	2030	1167	1181	1562	1671	715	1265	1724	967	942	1674	708
Pack 8	4093	2499	1843	3664	3996	2216	505	1490	2292	2363	2617	2948
Pack 9	1075	667	488	801	901	577	1145	343	537	612	589	689
Pack 10	2549	2011	1920	2457	2162	1919	1107	2132	8	346	2088	473
Pack 11	2599	1857	1987	2347	2031	1474	2768	749	1592	2050	2114	759

3.1.2 Análisis de error

Una vez obtenidos los datos históricos, se procedió a analizar el error. Esto no solo nos indicó en que se estaba afectando cada mes, sino que, nos sirvió como métrica comparativa para la evaluación de la propuesta de mejora. Cabe recalcar que el error que se medirá es del periodo entre marzo a mayo del año 2017.

A continuación, se adjunta tablas de cálculo de error y error absoluto que servirán para obtener:

- ME: Error Medio
- MAD: Desviación absoluta media
- MPE: Error medio porcentual
- MAPE: Error medio porcentual absoluto

Tabla 3

Error

	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17
Descripción	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error
PACK 1	-2425	2624	3213	698	1513	2000	4175	-1107	-3882	-1501	-1302	716
PACK 2	1476	285	666	620	-15	-199	190	-105	-674	137	147	-472
PACK 3	2462	7	787	714	1205	809	2994	-188	-241	173	-964	628
PACK 4	1038	-167	410	-926	517	468	867	-112	-354	-255	56	-400
PACK 5	-259	383	453	195	213	80	-300	-175	-710	-540	-351	619
PACK 6	249	254	320	-30	45	388	571	-348	-14	102	-278	105
PACK 7	-580	437	442	504	-6	702	339	-300	-407	91	-405	738
PACK 8	-358	1034	1235	1006	-407	1438	2963	2064	997	957	1231	1158
PACK 9	-309	346	569	904	214	418	-131	744	508	282	474	437
PACK 10	-223	257	503	-50	-78	464	983	-2132	-8	1999	-206	1111
PACK 11	-342	244	250	-90	66	743	-750	1243	679	233	140	1495

Tabla 4.

Error Absoluto

	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17
Descripción	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto	Error Absoluto
PACK 1	2425	2624	3213	698	1513	2000	4175	1107	3882	1501	1302	716
PACK 2	1476	285	666	620	15	199	190	105	674	137	147	472
PACK 3	2462	7	787	714	1205	809	2994	188	241	173	964	628
PACK 4	1038	167	410	926	517	468	867	112	354	255	56	400
PACK 5	259	383	453	195	213	80	300	175	710	540	351	619
PACK 6	249	254	320	30	45	388	571	348	14	102	278	105
PACK 7	580	437	442	504	6	702	339	300	407	91	405	738
PACK 8	358	1034	1235	1006	407	1438	2963	2064	997	957	1231	1158
PACK 9	309	346	569	904	214	418	131	744	508	282	474	437
PACK 10	223	257	503	50	78	464	983	2132	8	1999	206	1111
PACK 11	342	244	250	90	66	743	750	1243	679	233	140	1495

Tabla 5.

Resumen de Errores

Pack 1		
Indicador	Original	Observaciones
ME	696	En este periodo se acumula inventario en 696 cajas con una exactitud del 81%
MAD	1173	
MPE	11%	
MAPE	19%	
Pack 2		
Indicador	Original	Observaciones
ME	63	En este periodo se acumula inventario en 63 cajas con una exactitud del 82%
MAD	252	
MPE	5%	
MAPE	18%	
Pack 3		
Indicador	Original	Observaciones
ME	54	En este periodo se acumula inventario en 54 cajas con una exactitud del 75%
MAD	588	
MPE	2%	
MAPE	25%	
Pack 4		
Indicador	Original	Observaciones
ME	199	En este periodo se acumula inventario en 199 cajas con una exactitud del 57%
MAD	237	
MPE	21%	
MAPE	43%	
Pack 5		
Indicador	Original	Observaciones
ME	91	En este periodo se acumula inventario en 91 cajas con una exactitud del 57%
MAD	504	
MPE	8%	
MAPE	43%	
Pack 6		
Indicador	Original	Observaciones
ME	24	En este periodo se acumula inventario en 24 cajas con una exactitud del 67%
MAD	162	
MPE	5%	
MAPE	33%	

Pack 7		
Indicador	Original	
ME	-141	En este periodo se está rompiendo stocks en 141 cajas y se tuvo una asertividad del 63%
MAD	411	
MPE	-13%	
MAPE	37%	
Pack 8		
Indicador	Original	
ME	-1115	En este periodo se está rompiendo stocks en 1115 cajas y se tuvo una asertividad del 58%
MAD	1115	
MPE	-42%	
MAPE	42%	
Pack 9		
Indicador	Original	
ME	-398	En este periodo se está rompiendo stocks en 398 cajas y se tuvo una asertividad del 37%
MAD	398	
MPE	-63%	
MAPE	63%	
Pack 10		
Indicador	Original	
ME	-968	En este periodo se está rompiendo stocks en 398 cajas y se tuvo una asertividad del 0%
MAD	1105	
MPE	-100%	
MAPE	114%	
Pack 11		
Indicador	Original	
ME	-622	En este periodo se está rompiendo stocks en 398 cajas y se tuvo una asertividad del 62%
MAD	622	
MPE	-38%	
MAPE	38%	

Para entender de una mejor manera a qué se refiere este cuadro resumen vamos a explicar con más detalle el caso del pack 1.

Tabla 6.

Descripción de error

Pack 1		
Indicador	Original	Observaciones
ME	696	En este periodo se acumula inventario en 696 cajas con una exactitud del 81%
MAD	1173	
MPE	11%	
MAPE	19%	

ME: Se refiere a que en un periodo de tiempo de tres meses, se excedió la producción de este pack en un promedio de 393 cajas.

MAD: El valor 1173 cajas en realidad lo que nos quiere decir, ya que es muy alejado a 0, es que el pronóstico de este pack no tiene una exactitud muy certera; es decir, que mes a mes los picos y valles no pudieron ser bien pronosticados.

MPE: es ME en porcentaje

MAPE: es MAD en porcentaje

Observaciones: Quiere decir que en un periodo de tiempo de tres meses, el pronóstico de venta fue optimista, es decir, se produjo más de lo que se vendió en un promedio del 11 %; y, el pronóstico fue exacto en época de picos y valles, en un 81% de las veces.

Además de esto se pudo deducir, gracias a los datos analizados, que el pronóstico fue optimista en el 55% de los packs siendo el 45 % pesimista.

3.1.3 Análisis económico

Si analizamos esto económicamente, en promedio por este periodo, se está acumulando más de 21000 dólares en inventario y se está dejando de vender más de 56000 dólares. A continuación, tabla con los cálculos.

Tabla 7.

Análisis económico de acumulación de inventario

Descripción	Precio x pack	Precio x Caja	Acumulación de inventario		Ruptura de stocks	
			Promedio de cantidad de cajas	\$Promedio de cantidad de cajas	Promedio de cantidad de cajas	\$Promedio de cantidad de cajas
Pack 1	4	\$ 20.00	696	\$ 13,920	0	\$ -
Pack 2	3	\$ 15.00	63	\$ 945	0	\$ -
Pack 3	3	\$ 15.00	54	\$ 810	0	\$ -
Pack 4	4	\$ 20.00	199	\$ 3,980	0	\$ -
Pack 5	3	\$ 15.00	91	\$ 1,365	0	\$ -
Pack 6	4	\$ 20.00	24	\$ 480	0	\$ -
Pack 7	4	\$ 20.00	0	\$ -	141	\$ 2,820
Pack 8	4	\$ 20.00	0	\$ -	1115	\$ 22,300
Pack 9	4	\$ 20.00	0	\$ -	398	\$ 7,960
Pack 10	3	\$ 15.00	0	\$ -	968	\$ 14,520
Pack 11	3	\$ 15.00	0	\$ -	622	\$ 9,330
Total			1127	\$ 21,500	3244	\$ 56,930

Si la compañía no hubiese acumulado inventario y hubiese puesto ese dinero en una póliza del Banco Central, ese dinero generaría entre el 7% al 9% anual (Banco Central del Ecuador, 2017).

Por lo tanto el dinero de la acumulación de inventario más lo que se estuvo dejando de ganar sería:

Tabla 8

Generación de dinero en póliza de Banco Central

USD	\$	21,500
Interés		8%
Total	\$	23,220

Adicionalmente es necesario analizar los costos de almacenamiento ya que todo material o producto terminado guardado los genera. Para realizar este cálculo procederemos mediante la siguiente ecuación:

$$CA=Q / (T*P*I)$$

En dónde;

Q= Cantidad acumulada

T= Tiempo en el cual se encuentra almacenado el producto terminado. (En este caso el tiempo se considera como 15 días para todos los productos terminados ya que es el tiempo máximo que los mismos pueden permanecer almacenados en la bodega de inventarios por políticas de la compañía)

P= Precio por caja

I = Tasa de almacenamiento (2% del precio) (Aula Facil, 2009)

Tabla 9.

Cálculo de costo de Almacenamiento

Descripción	Promedio de cantidad de cajas	Tiempo de Almacenamiento	Precio x Caja	Tasa de Almacenamiento	Costo de Almacenamiento
Pack 1	696	15	\$ 20.00	0.4	\$ 5.81
Pack 2	63	15	\$ 15.00	0.3	\$ 0.93
Pack 3	54	15	\$ 15.00	0.3	\$ 0.80
Pack 4	199	15	\$ 20.00	0.4	\$ 1.65
Pack 5	91	15	\$ 15.00	0.3	\$ 1.20
Pack 6	24	15	\$ 20.00	0.4	\$ 0.20
Pack 7	0	15	\$ 20.00	0.4	\$ -
Pack 8	0	15	\$ 20.00	0.4	\$ -
Pack 9	0	15	\$ 20.00	0.4	\$ -
Pack 10	0	15	\$ 15.00	0.3	\$ -
Pack 11	0	15	\$ 15.00	0.3	\$ -
Total				3.9	\$ 10.60

Al sumar todos costos de acumulación de inventario y lo que se dejó de ganar, se puede decir que en total, en el periodo de 3 meses, la empresa perdió 80160 dólares.

Tabla 10.

Resumen de total de costo a la organización

Resumen	
Costo de almacenamiento	10
Dinero no generado	1720
Falta de venta por ruptura de stock	56930
Costo de acumulación	21500
Total	\$ 80,160.00

Una vez analizados los datos, se puede proceder a la definición formal del problema.

3.1.4 Definición del problema:

Desde Marzo del 2017 hasta mayo del 2017 se tuvo acumulación de inventario y ruptura de stocks de 11 productos denominados packs, lo cual representó un costo para la organización de aproximadamente 80160 dólares.

3.2 Análisis de Causa Raíz.

El análisis de causa raíz utiliza diferentes métodos, herramientas o procesos para poder identificar el origen de un problema previamente definido. En este caso, primero graficamos el flujo del proceso de elaboración de packs, desde la planificación hasta la venta, para tener una visión más general de donde se puede encontrar la causa raíz.

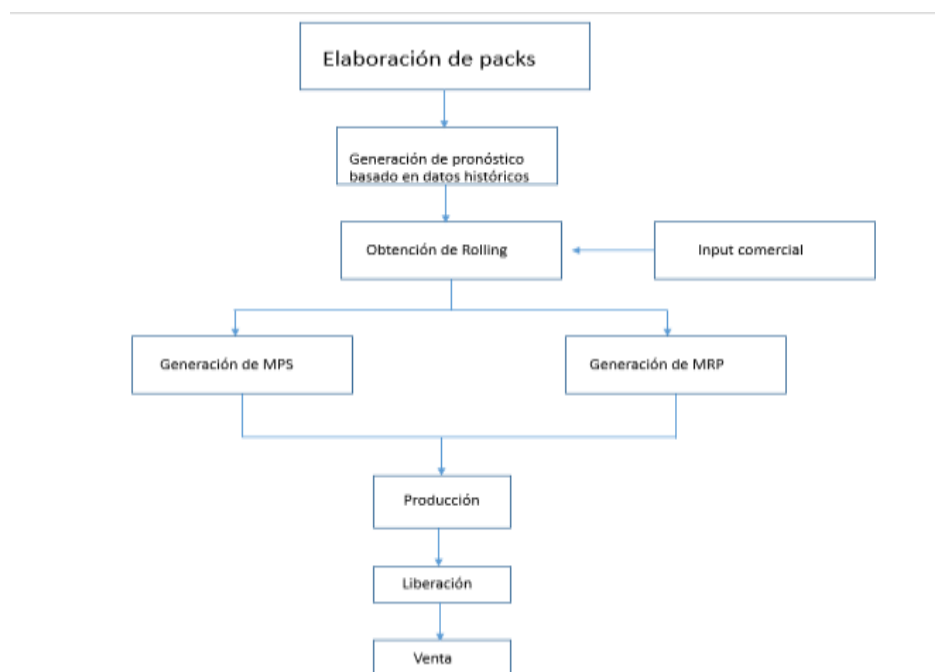


Figura 5. Flujo de proceso de elaboración de packs

3.2.1 Análisis del flujo del proceso

Al analizar este flujo se pudieron descartar los siguientes procesos como posibles generadores de la causa raíz.

3.2.2 Generación de MPS

Si bien un plan maestro de producción mal ejecutado podría derivar en sobreproducciones, que afecten el inventario podemos ver que este no es el caso

ya que producción, en su momento, produjo lo que fue planificado. A continuación, se describe el indicador de desviación media absoluta, que confirma lo estipulado. Para más detalle de cómo se obtuvo este indicador, acudir al Anexo A

Tabla 11.

Resumen de Desviación media absoluta

Ctd. prod. plan	ABS (plan - real)	DAAP
243,250	3,314	98.6%

Como podemos observar, el promedio general de la desviación media absoluta es de 98.6%, lo que quiere decir que las cantidades producidas en el periodo que estamos analizando no pudieron haber generado acumulación de inventario, por lo que se puede descartar este proceso como generador de la causa raíz del problema.

3.2.3 Generación de MRP:

Debido a que la generación de MRP proviene del MPS también es descartable este proceso ya que, si se produjo con una asertividad tan alta, es muy probable decir que el plan de requerimiento de materiales haya estado en los mismos niveles de desviación. De igual manera, si este proceso no se hubiese manejado con los mismos estándares esto no repercute en acumulación de inventario de producto terminado.

Producción y liberación

Se descartan estos procesos ya que la producción obedece al MPS, por otro lado, el proceso de liberación es solo un paso de control de calidad para finalmente repercutir en venta.

Ahora el proceso de descarte debe continuar analizando uno por uno los procesos sobrantes.

3.2.4 Venta

El proceso de venta de packs es tomado en cuenta ya que un equipo comercial que no cumple sus objetivos llevaría a generar un sobre inventario.

La venta se da por los siguientes medios:

- Venta a mayoristas
- Venta a minoristas

Al analizar los indicadores de visita o contacto a mayoristas y a minoristas, por parte del equipo comercial, se pudo observar que estos cumplen con los objetivos ya que todos sus pedidos han sido registrados, por lo que se descarta este proceso como un posible generador de causa raíz. A continuación, tabla con indicador.

Tabla 12.

Indicadores de visita a clientes

Mayoristas	
Distribuidor	% De cumplimiento de visitas o contacto
Corporación R	100%
Corporación F	100%
Tiendas I	100%
Minoristas	
Tiendas de barrio A	100%
Tiendas de barrio B	100%
Tiendas de barrio C	100%

'Input' comercial para obtención de Rolling

Una vez que se genera el pronóstico, basado en el histórico de datos, es entregado al área comercial, la cual redistribuye las cantidades de promociones y tácticas comerciales, a lo largo de los meses.

Si la parte comercial manipularía los datos de una manera en la cual se eleve el pronóstico desmedidamente podría provocar un sobre inventario. Sin embargo, según lo verificado con el equipo comercial de esta compañía, se confirmó que

ellos no añaden cantidades solo las redistribuyen en los meses del año, para crear valles o picos, según sus promociones definidas.

3.2.5 Generación de pronóstico basado en datos históricos.

El proceso final que nos quedaría por analizar es muy sensible ya que es sumamente receptivo a errores: si los datos históricos no son bien utilizados, o no se escoge el método correcto, es muy posible que en este proceso se encuentre la causa raíz del problema.

Como pudimos demostrar, la parte comercial no añade cantidades, solo las redistribuye, esto nos lleva a concluir que las cantidades pronosticadas por el área de Planificación, de acuerdo a los niveles de error calculados (ver tabla 13), no se están apegando al comportamiento real de la demanda, y entonces el método que se está utilizando no refleja dicho comportamiento.

Tabla 13.

Resumen de errores

Código	Descripción	% de Optimismo
Pack	Pack 1	7%
Pack	Pack 2	15%
Pack	Pack 3	36%
Pack	Pack 4	17%
Pack	Pack 6	23%
Pack	Pack 7	10%
Pack	Pack 8	44%
Pack	Pack 9	53%
Pack	Pack 10	14%
Pack	Pack 11	18%

Debido a que este es el último proceso por analizar que no ha sido descartado, se procederá a analizar más a profundidad con la ayuda de la herramienta del árbol de los 5 por qué.

3.2.6 Árbol de los 5 por qué

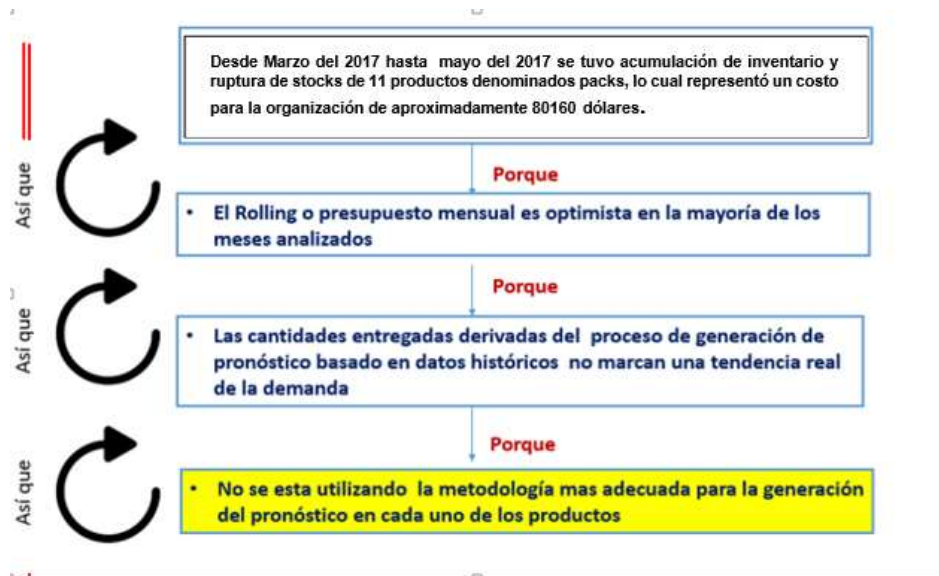


Figura 6. Árbol de los 5 porqués

3.3 Resumen:



Figura 7. Resumen definición de problema con causa raíz

4. Capítulo IV. Propuesta de mejora

Dado que nuestra causa raíz refleja que la metodología que se está utilizando para la generación de los pronósticos no es la correcta, en este capítulo daremos posibles soluciones de mejora; por lo que comenzaremos analizando los datos de la demanda, para poder observar qué modelo estadístico es más aplicable para la generación de los pronósticos en cada uno de los casos.

4.1 Análisis de coeficiente de dispersión

El análisis de coeficiente de dispersión es de suma importancia para lograr caracterizar los datos y tener una idea más clara de qué modelo se puede utilizar para generar pronósticos. El resultado de este análisis nos genera tres posibles resultados:

Datos con comportamiento resurtible regular (RR): Son aquellos datos que a lo largo de un periodo de tiempo se comportan casi de la misma manera, es decir, si a la compañía le demandan un promedio de 3000 cajas al mes es resurtible regular, y si en ese mismo periodo su desviación estándar, para más y menos, no varía más que en un 20 %. (TBL group, 2010)

Datos con comportamiento resurtible estacional (RE): Son aquellos datos que a lo largo de un periodo de tiempo se comportan de manera estacional, es decir, que tienen picos y valles. Supongamos que a la compañía le demandan un promedio de 3000 cajas al mes, en este caso sería resurtible estacional, si su desviación estándar oscila entre los límites del 20% al 150 % (TBL group, 2010)

Datos con comportamiento no resurtible (NR): Son aquellos datos que a lo largo de un periodo de tiempo su desviación estándar varía en más y menos del promedio en un 150% por ciento. (TBL group, 2010)

Si obtenemos como resultado que los datos históricos de nuestros packs son resurtibles regulares o resurtibles estacionales, se pueden utilizar modelos de análisis de series de tiempo para la proyección del pronóstico. Es necesario recalcar que, si son resurtibles regulares, probablemente un promedio móvil simple o un promedio móvil ponderado sean métodos suficientes para la generación del pronóstico; por otro lado, si son resurtibles estacionales quiere decir que su tenencia es más marcada, por lo que es necesario modelos de análisis de serie de tiempo, como suavización exponencial, Holts, Winters etc.

Por último, si los resultados nos dicen que tenemos packs con comportamiento no resurtible no es posible realizar una proyección estadística y se deberán utilizar otros métodos como Delphi para la generación del pronóstico.

A continuación. Se presenta el cálculo del coeficiente de desviación estándar para realizar la caracterización del comportamiento de la demanda de los packs.

Tabla 14.

Demanda Real

	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17
Descripción	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda	demanda
Pack 1	8847	3911	5707	6597	5902	4975	2247	8313	6698	8844	6051	3886
Pack 2	0	1465	766	1263	1243	1492	1378	572	1461	1163	1197	1754
Pack 3	324	3351	1943	3531	1497	2054	578	1009	1702	2135	3303	1594
Pack 4	0	980	347	926	348	380	0	319	790	989	694	1107
Pack 5	1574	1187	1117	1485	1498	1263	1820	1474	1047	1439	1426	640
Pack 6	694	471	406	678	505	329	136	885	237	293	759	441
Pack 7	2030	1167	1181	1562	1671	715	1265	1724	967	942	1674	708
Pack 8	4093	2499	1843	3664	3996	2216	505	1490	2292	2363	2617	2948
Pack 9	1075	667	488	801	901	577	1145	343	537	612	589	689
Pack 10	2549	2011	1920	2457	2162	1919	1107	2132	8	346	2088	473
Pack 11	2599	1857	1987	2347	2031	1474	2768	749	1592	2050	2114	759

Tabla 15.

Cálculos de Resurtibilidad

Código	Descripción	Total general	Promedio periodos	Desv. Est.	Coficiente de Dispersión	Tipo
Pack	Pack 1	71976	5999	2056	0.34	RE
Pack	Pack 2	13755	1251	483	0.39	RE
Pack	Pack 3	23020	1919	1051	0.55	RE
Pack	Pack 4	6880	688	390	0.57	RE
Pack	Pack 5	15969	1331	305	0.23	RE
Pack	Pack 6	5835	487	228	0.47	RE
Pack	Pack 7	15605	1301	429	0.33	RE
Pack	Pack 8	30526	2544	1040	0.41	RE
Pack	Pack 9	8424	702	239	0.34	RE
Pack	Pack 10	19172	1598	878	0.55	RE
Pack	Pack 11	22328	1861	634	0.34	RE

Tabla 16.

Resumen Resurtibilidad

Tipo	Cantidad	Porcentaje
RR	0	0.00%
RE	11	100.00%
NR	0	0.00%
Totales	11	100.00%

4.1.1 Gráficos:

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio del 2016, así como en enero y marzo del 2017. Por otro lado, genera valles en julio y diciembre del 2016, así como en mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia lineal.

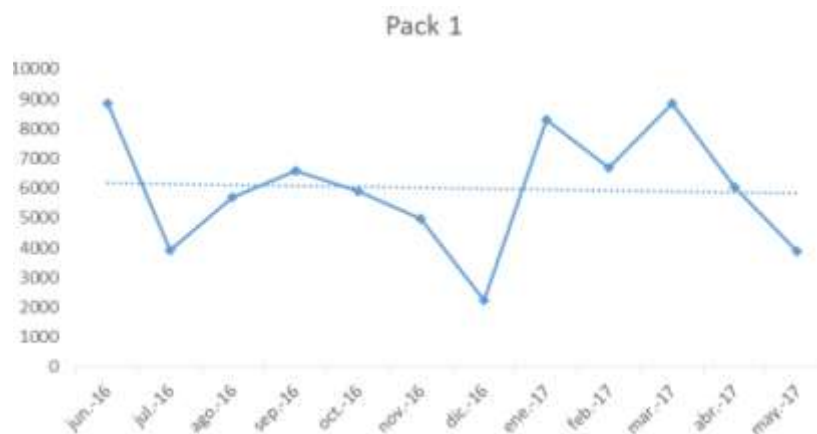


Figura 8. Comportamiento Histórico de Pack 1

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en julio y noviembre del 2016, así como en febrero y mayo del 2017. Por otro lado, genera valles en agosto del 2016, así como en enero del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia creciente.

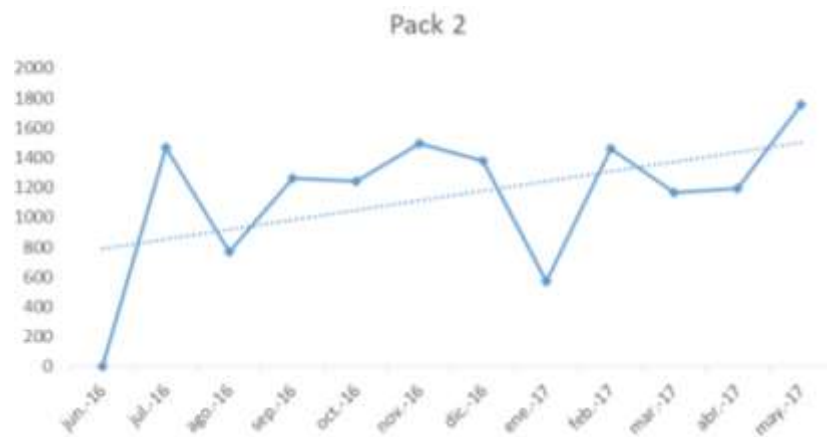


Figura 9. Comportamiento Histórico de Pack 2

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en julio y septiembre del 2016, así como en abril del 2017. Por otro lado, genera valles en junio, octubre y diciembre del 2016, así como en enero, febrero y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, sin tendencia.

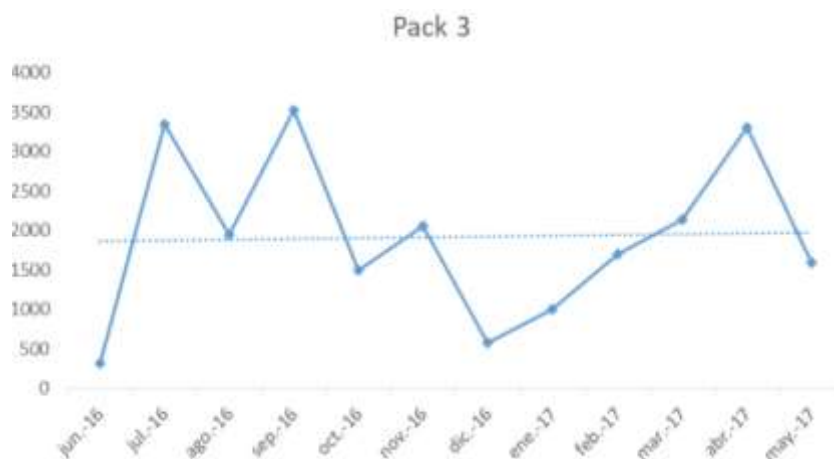


Figura 10. Comportamiento Histórico de Pack 3

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en julio y septiembre del 2016, así como en marzo y mayo del 2017. Por otro lado, genera valles en junio, agosto, octubre, noviembre y diciembre del 2016, así como en enero del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia creciente.

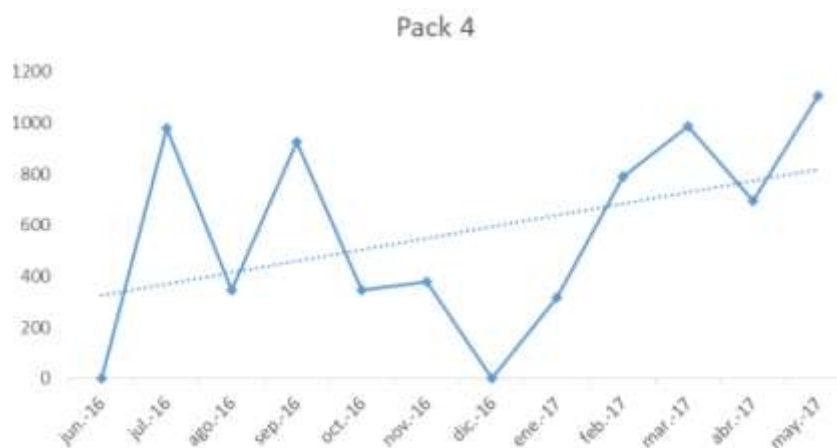


Figura 11. Comportamiento Histórico de Pack 4

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio y septiembre, octubre y diciembre del 2016, así como en enero marzo y abril del 2017. Por otro lado, genera valles en julio, agosto y noviembre del 2016, así como en febrero y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

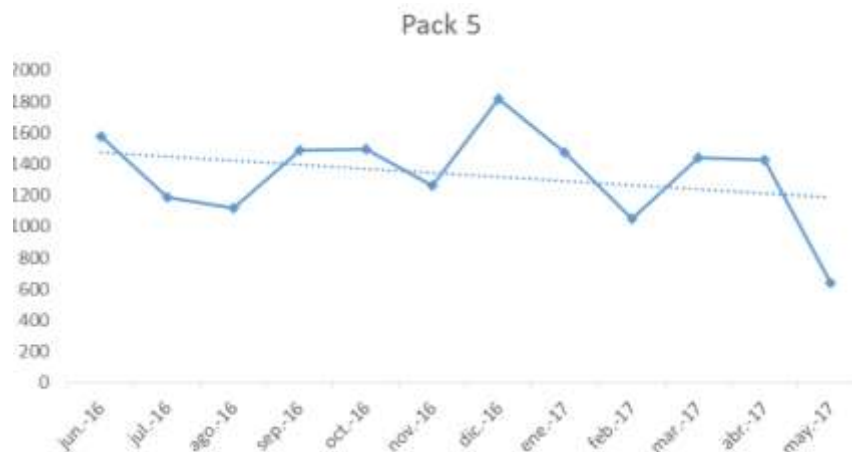


Figura 12. Comportamiento Histórico de Pack 5

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio y septiembre del 2016, así como en enero y abril del 2017. Por otro lado, genera valles en agosto noviembre y diciembre del 2016, así como en febrero y marzo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

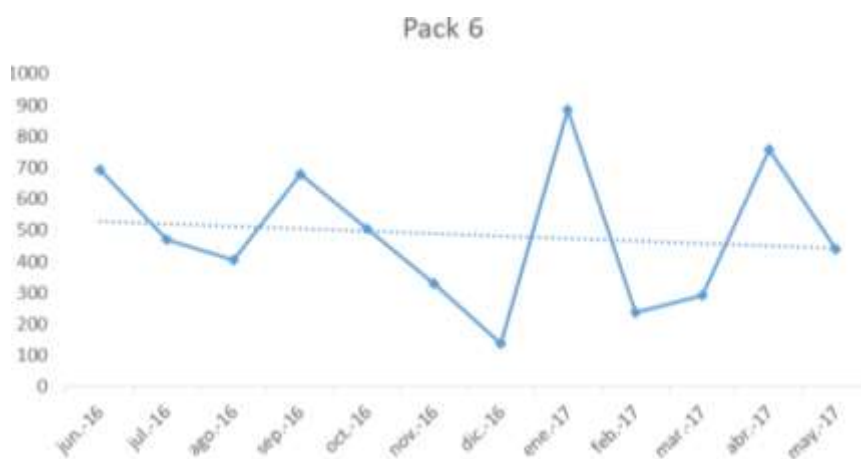


Figura 13. Comportamiento Histórico de Pack 6

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio, septiembre y octubre del 2016, así como en enero y abril del 2017. Por otro lado, genera valles en julio, agosto y noviembre del 2016, así como en febrero, marzo y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

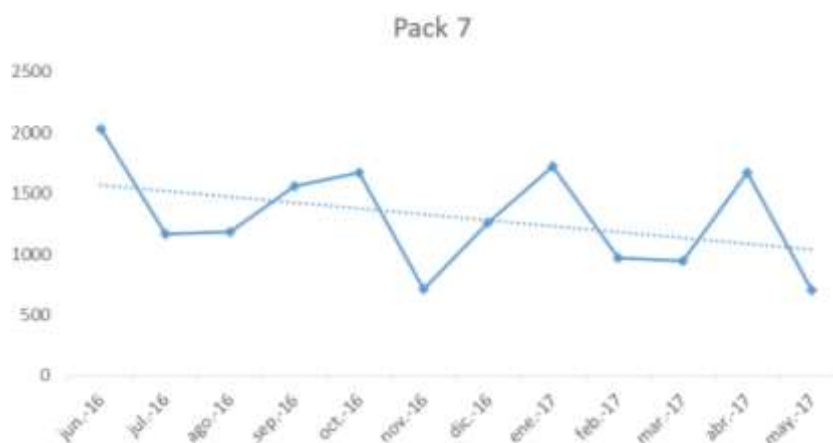


Figura 14. Comportamiento Histórico de Pack 7

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio, septiembre y octubre del 2016, así como en enero y abril del 2017. Por otro lado, genera valles en julio, agosto y noviembre del 2016, así como en febrero, marzo y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

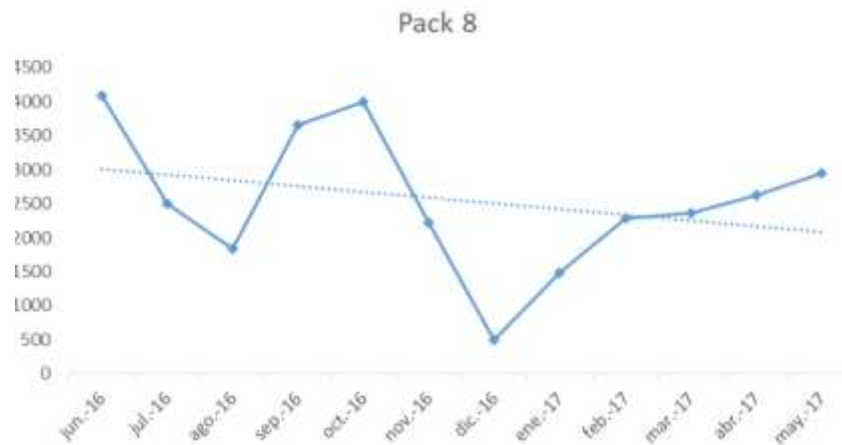


Figura 15. Comportamiento Histórico de Pack 8

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio, septiembre octubre y diciembre del 2016. Por otro lado, genera valles en julio, agosto y noviembre del 2016, así como en todo el 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

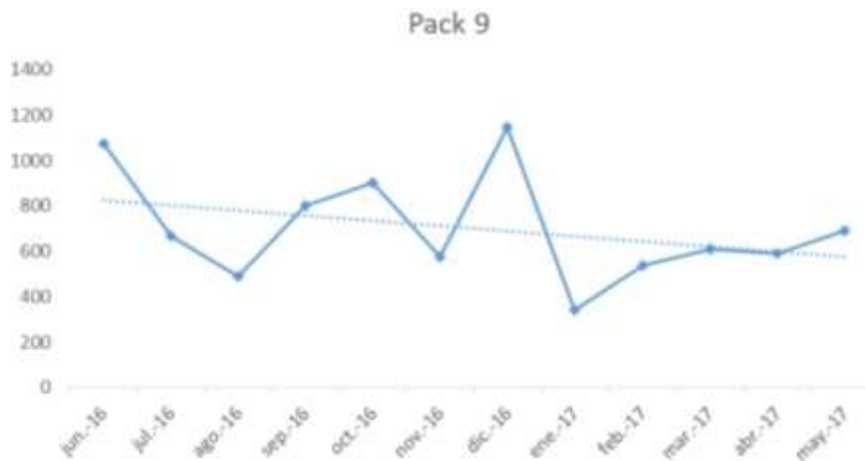


Figura 16. Comportamiento Histórico de Pack 9

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio, septiembre del 2016, así como en enero y abril del 2017. Por otro lado, genera valles en diciembre del 2016, así como en febrero marzo y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

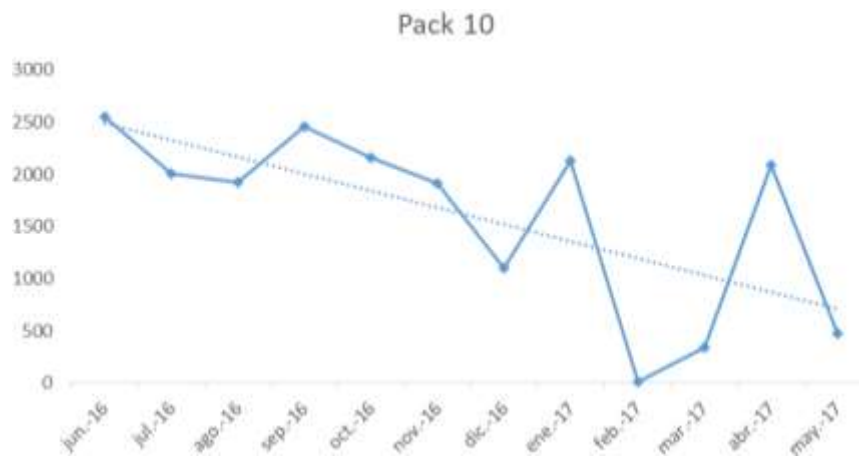


Figura 17. Comportamiento Histórico de Pack 10

Como podemos observar, el comportamiento de este pack genera picos en junio, septiembre y diciembre del 2016, así como en abril del 2017. Por otro lado, genera valles en julio y noviembre del 2016, así como en enero febrero y mayo del 2017. Lo que demuestra que tiene un comportamiento estacional, con tendencia decreciente.

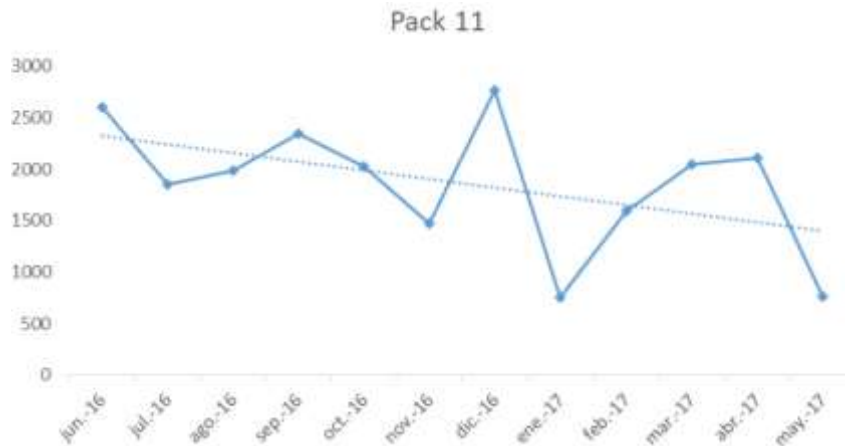


Figura 18. Comportamiento Histórico de Pack 11

Finalmente, como corolario de esta parte, se describe en la tabla de cálculos resumen todos nuestros packs tienen un comportamiento resurtible estacional, lo que quiere decir que podemos utilizar modelos de análisis de serie de tiempo, para resolver la causa raíz del problema. Por otro lado, en los gráficos podemos reafirmar lo dicho en los cálculos ya que presentan comportamientos

estacionales. Además de esto, al insertar la línea de tendencia, se demostró que 7 packs generan tendencias decrecientes, 2 packs no tienen tendencia y solo 2 packs tendencias crecientes a lo largo del tiempo.

4.2 Análisis de modelos de serie de tiempo

Los modelos de serie de tiempo son métodos estadísticos, para predecir el comportamiento de la demanda de productos terminados a lo largo de un periodo definido.

- Promedio móvil simple
- Promedio móvil ponderado
- Suavización exponencial
- Holts
- Winters
- Análisis de regresión lineal

A continuación, describiremos una proyección estadística con cada uno de los métodos de pronósticos, para Marzo, Abril y Mayo del 2017; posteriormente, compararlos con la demanda real. De esta manera, determinaremos el nivel de error y, con el menor nivel, escoger el método más idóneo para cada caso.

4.2.1 Promedio móvil simple:

Resumen: Este método promedio de una manera equitativa toda, o una parte, de los datos históricos disponibles para proporcionar una proyección estadística.

Tabla 17.

Cálculo de promedio móvil simple

Producto													Promedios Móviles		
	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17	mar-17	abr-17	may-17
Pack 1	8847	3911	5707	6597	5902	4975	2247	8313	6698	8844	6051	3886	5911	5911	6149
Pack 2	0	1465	766	1263	1243	1492	1378	572	1461	1163	1197	1754	1205	1201	1171
Pack 3	324	3351	1943	3531	1497	2054	578	1009	1702	2135	3303	1594	1777	1978	1973
Pack 4	0	980	347	926	348	380	0	319	790	989	694	1107	585	635	600
Pack 5	1574	1187	1117	1485	1498	1263	1820	1474	1047	1439	1426	640	1385	1370	1397
Pack 6	694	471	406	678	505	329	136	885	237	293	759	441	483	438	470
Pack 7	2030	1167	1181	1562	1671	715	1265	1724	967	942	1674	708	1365	1244	1301
Pack 8	4093	2499	1843	3664	3996	2216	505	1490	2292	2363	2617	2948	2511	2319	2332
Pack 9	1075	667	488	801	901	577	1145	343	537	612	589	689	726	675	666
Pack 10	2549	2011	1920	2457	2162	1919	1107	2132	8	346	2088	473	1808	1563	1571
Pack 11	2599	1857	1987	2347	2031	1474	2768	749	1592	2050	2114	759	1934	1873	1902

4.2.2 Promedio móvil ponderado:

Resumen: Este método, a diferencia del promedio móvil simple, permite ponderar los datos que consideramos necesarios, para realizar la proyección estadística.

Tabla 18.

Cálculo de promedio móvil Ponderado

Producto													Promedios Móviles Ponderados		
	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17	mar-17	abr-17	may-17	mar-17	abr-17	may-17
Pack 1	8847	3911	5707	6597	5902	4975	2247	8313	6698	8844	6051	3886	6494	8040	7089
Pack 2	0	1465	766	1263	1243	1492	1378	572	1461	1163	1197	1754	1151	1164	1230
Pack 3	324	3351	1943	3531	1497	2054	578	1009	1702	2135	3303	1594	1283	1803	2647
Pack 4	0	980	347	926	348	380	0	319	790	989	694	1107	501	811	808
Pack 5	1574	1187	1117	1485	1498	1263	1820	1474	1047	1439	1426	640	1318	1314	1367
Pack 6	694	471	406	678	505	329	136	885	237	293	759	441	436	373	517
Pack 7	2030	1167	1181	1562	1671	715	1265	1724	967	942	1674	708	1269	1081	1312
Pack 8	4093	2499	1843	3664	3996	2216	505	1490	2292	2363	2617	2948	1727	2194	2478
Pack 9	1075	667	488	801	901	577	1145	343	537	612	589	689	574	542	588
Pack 10	2549	2011	1920	2457	2162	1919	1107	2132	8	346	2088	473	899	531	1161
Pack 11	2599	1857	1987	2347	2031	1474	2768	749	1592	2050	2114	759	1507	1681	2006

4.2.3 Suavización Exponencial

Resumen: El método de suavización exponencial busca realizar una corrección a los datos históricos al suavizar, como su nombre lo indica, la proyección estadística mediante un coeficiente denominado alfa. Este coeficiente va desde 0.1 hasta 1 y mientras más cercano a 0 es más suaviza la proyección estadística; mientras que más cercano a 1, menos toma en cuenta los datos pasados. Por tal razón se va a realizar la proyección con 3 valores de alfa (0.1, 0.5 y 0.9).

Tabla 19.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 1

Periodo	Pack1	0.1	0.5	0.9
jun-16	8847	8847	8847	8847
jul-16	3911	8847	8847	8847
ago-16	5707	8354	6379	4404
sep-16	6597	8089	6043	5577
oct-16	5902	7940	6320	6495
nov-16	4975	7736	6111	5961
dic-16	2247	7460	5543	5074
ene-17	8313	6939	3895	2529
feb-17	6698	7076	6104	7735
mar-17	8844	7038	6401	6801
abr-17	6051	7219	7622	8639
may-17	3886	7102	6836	6309

Tabla 20.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 2

Periodo	Pack2	0.1	0.5	0.9
jun-16	0	0	0	0
jul-16	1465	0	0	0
ago-16	766	147	733	1319
sep-16	1263	208	749	821
oct-16	1243	314	1006	1219
nov-16	1492	407	1125	1241
dic-16	1378	515	1308	1467
ene-17	572	602	1343	1387
feb-17	1461	599	957	653
mar-17	1163	685	1209	1380
abr-17	1197	733	1186	1185
may-17	1754	779	1192	1196

Tabla 21.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 3

Periodo	Pack3	0.1	0.5	0.9
jun-16	324	324	324	324
jul-16	3351	324	324	324
ago-16	1943	627	1838	3048
sep-16	3531	758	1890	2054
oct-16	1497	1036	2711	3383
nov-16	2054	1082	2104	1686
dic-16	578	1179	2079	2017
ene-17	1009	1119	1328	722
feb-17	1702	1108	1169	980
mar-17	2135	1167	1435	1629
abr-17	3303	1264	1785	2084
may-17	1594	1468	2544	3181

Tabla 22.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 4

Periodo	Pack4	0.1	0.5	0.9
jun-16	0	0	0	0
jul-16	980	0	0	0
ago-16	347	98	490	882
sep-16	926	123	419	401
oct-16	348	203	672	873
nov-16	380	218	510	401
dic-16	0	234	445	382
ene-17	319	211	223	38
feb-17	790	221	271	291
mar-17	989	278	530	740
abr-17	694	349	760	964
may-17	1107	384	727	721

Tabla 23.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 5

Periodo	Pack5	0.1	0.5	0.9
jun-16	1574	1574	1574	1574
jul-16	1187	1574	1574	1574
ago-16	1117	1535	1380	1226
sep-16	1485	1493	1249	1128
oct-16	1498	1492	1367	1449
nov-16	1263	1493	1432	1493
dic-16	1820	1470	1348	1286
ene-17	1474	1505	1584	1766
feb-17	1047	1502	1529	1503
mar-17	1439	1456	1288	1093
abr-17	1426	1455	1363	1404
may-17	640	1452	1395	1424

Tabla 24.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 6

Periodo	Pack6	0.1	0.5	0.9
jun-16	694	694	694	694
jul-16	471	694	694	694
ago-16	406	672	583	494
sep-16	678	645	494	415
oct-16	505	648	586	651
nov-16	329	634	546	520
dic-16	136	604	437	348
ene-17	885	557	287	158
feb-17	237	590	586	813
mar-17	293	554	411	294
abr-17	759	528	352	293
may-17	441	551	556	713

Tabla 25.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 7

Periodo	Pack7	0.1	0.5	0.9
jun-16	2030	2030	2030	2030
jul-16	1167	2030	2030	2030
ago-16	1181	1944	1598	1253
sep-16	1562	1867	1390	1188
oct-16	1671	1837	1476	1525
nov-16	715	1820	1573	1656
dic-16	1265	1710	1144	809
ene-17	1724	1665	1204	1219
feb-17	967	1671	1464	1674
mar-17	942	1601	1216	1038
abr-17	1674	1535	1079	952
may-17	708	1549	1376	1601

Tabla 26.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 8

Periodo	Pack8	0.1	0.5	0.9
jun-16	4093	4093	4093	4093
jul-16	2499	4093	4093	4093
ago-16	1843	3933	3296	2659
sep-16	3664	3724	2569	1924
oct-16	3996	3718	3117	3490
nov-16	2216	3746	3556	3946
dic-16	505	3593	2886	2389
ene-17	1490	3284	1696	693
feb-17	2292	3105	1593	1410
mar-17	2363	3024	1942	2204
abr-17	2617	2958	2153	2347
may-17	2948	2924	2385	2590

Tabla 27.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 9

Periodo	Pack9	0.1	0.5	0.9
jun-16	1075	1075	1075	1075
jul-16	667	1075	1075	1075
ago-16	488	1034	871	708
sep-16	801	979	680	510
oct-16	901	961	740	772
nov-16	577	955	820	888
dic-16	1145	918	699	608
ene-17	343	940	922	1091
feb-17	537	881	632	417
mar-17	612	846	585	525
abr-17	589	823	598	603
may-17	689	799	594	591

Tabla 28.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 10

Periodo	Pack10	0.1	0.5	0.9
jun-16	2549	2549	2549	2549
jul-16	2011	2549	2549	2549
ago-16	1920	2495	2280	2065
sep-16	2457	2438	2100	1934
oct-16	2162	2440	2278	2404
nov-16	1919	2412	2220	2187
dic-16	1107	2363	2070	1945
ene-17	2132	2237	1588	1191
feb-17	8	2227	1860	2038
mar-17	346	2005	934	211
abr-17	2088	1839	640	333
may-17	473	1864	1364	1912

Tabla 29.

Cálculo Suavización Exponencial Pack 11

Periodo	Pack11	0.1	0.5	0.9
jun-16	2599	2599	2599	2599
jul-16	1857	2599	2599	2599
ago-16	1987	2525	2228	1931
sep-16	2347	2471	2108	1982
oct-16	2031	2458	2227	2311
nov-16	1474	2416	2129	2059
dic-16	2768	2321	1802	1532
ene-17	749	2366	2285	2644
feb-17	1592	2204	1517	939
mar-17	2050	2143	1555	1527
abr-17	2114	2134	1802	1998
may-17	759	2132	1958	2102

4.2.4 Método de Holts

Resumen: El método de Holts o suavización exponencial II es un método que, aparte de suavizar los datos a través de un coeficiente denominado alfa, utiliza otro coeficiente denominado beta para añadir un componente de tendencia; de esta forma, la proyección estadística es más exacta. Estos dos coeficientes varían en el rango de 0.1 a 1: mientras más cercanos a 0.1, más importancia le da a la data histórica; mientras más cercana a 1, menos importancia.

Tabla 30.

Cálculo método de Holts Pack 1

Pack 1					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	8847	0.00	-4936.80		0.5	beta
jul-16	3911	-513.10	-2724.95	3910.6	Se escoge un alfa de 0.5 y un beta de 0.5 debido a que como se tiene cambios estacionales muy definidos y una data de tan solo un año necesitamos que el modelo se adapte a cambios abruptos	
ago-16	5707	1234.48	-488.69	1185.7		
sep-16	6597	3671.49	974.17	745.8		
oct-16	5902	5273.73	1288.20	4645.7		
nov-16	4975	5768.47	891.47	6561.9		
dic-16	2247	4453.27	-211.87	6659.9		
ene-17	8313	6277.20	806.03	4241.4		
feb-17	6698	6890.42	709.63	7083.2		
mar-17	8844	8221.82	1020.51	7600.0		
abr-17	6051	7646.47	222.58	9242.3		
may-17	3886	5877.52	-773.18	7869.0		

Tabla 31.

Cálculo método de Holts Pack 2

Pack 2					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	0	0.00	1465.00		1	beta
jul-16	1465	1465.00	1465.00	1465.0	Se escoge un alfa de 0.5 ya que no se desea que se tome en cuenta con mucho peso los datos históricos de los dos valles en enero del 2017 y agosto del 2016. Por otra parte se escoge un beta de 1 ya que un coeficiente de menor magnitud tomaría en cuenta el dato de enero del 2017 lo que afectaría el pronóstico	
ago-16	766	1848.00	383.00	2930.0		
sep-16	1263	1747.00	-101.00	2231.0		
oct-16	1243	1444.50	-302.50	1646.0		
nov-16	1492	1317.00	-127.50	1142.0		
dic-16	1378	1283.75	-33.25	1189.5		
ene-17	572	911.05	-372.70	1250.5		
feb-17	1461	999.78	88.73	538.4		
mar-17	1163	1125.95	126.18	1088.5		
abr-17	1197	1224.56	98.61	1252.1		
may-17	1754	1538.79	314.23	1323.2		

Tabla 32.

Cálculo método de Holts Pack 3

Pack 3					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	324	0.00	3027.00		1	beta
jul-16	3351	3189.00	3189.00	1837.5	Se escoge un alfa de 0.5 y a que no se desea que se tome en cuenta con mucho peso los datos históricos de los dos valles en Diciembre del 2016 y Junio del 2016 . Por otra parte se escoge un beta de 1 y a que un coeficiente de menor magnitud tomaría en cuenta el dato de Diciembre del 2016 lo que afectaría el pronóstico	
ago-16	1943	4160.50	971.50	4945.5		
sep-16	3531	4331.50	171.00	4646.3		
oct-16	1497	2999.75	-1331.75	4417.0		
nov-16	2054	1861.00	-1138.75	2333.9		
dic-16	578	650.13	-1210.88	1291.6		
ene-17	1009	224.03	-426.10	44.7		
feb-17	1702	749.76	525.74	11.0		
mar-17	2135	1705.05	955.29	1012.6		
abr-17	3303	2981.57	1276.52	2182.7		
may-17	1594	2925.94	-55.63	3619.8		

Tabla 33.

Cálculo método de Holts Pack 4

Pack 4					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	0	0.00	980.00		0.5	beta
jul-16	980	980.00	980.00	980.0	Se escoge un alfa de 0.5 y un beta de 0.5 debido a que como se tiene cambios estacionales muy definidos y una data de tan solo un año necesitamos que el modelo se adapte a cambios abruptos	
ago-16	347	1153.50	576.75	1960.0		
sep-16	926	1328.13	375.69	1730.3		
oct-16	348	1025.91	36.73	1703.8		
nov-16	380	721.32	-133.93	1062.6		
dic-16	0	293.70	-280.77	587.4		
ene-17	319	165.96	-204.26	12.9		
feb-17	790	375.75	2.77	-38.3		
mar-17	989	683.86	155.44	378.5		
abr-17	694	766.55	119.06	839.3		
may-17	1107	996.21	174.36	885.6		

Tabla 34.

Cálculo método de Holts Pack 5

Pack 5					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	1574	0.00	-387.00		0.2	beta
jul-16	1187	399.90	-229.62	1186.8	Se escoge un alfa de 0.5 y un beta de 0.2 debido a que la data obtenida en ese periodo nos permite optar por una suavización media alta del forecast y con una suavización de la tendencia que permita recoger data antigua	
ago-16	1117	643.64	7.06	957.2		
sep-16	1485	1067.75	215.59	650.7		
oct-16	1498	1390.57	269.20	1283.3		
nov-16	1263	1461.38	170.01	1659.8		
dic-16	1820	1725.60	217.11	1631.4		
ene-17	1474	1708.35	99.93	1942.7		
feb-17	1047	1427.64	-90.39	1808.3		
mar-17	1439	1388.03	-65.00	1337.3		
abr-17	1426	1374.51	-39.26	1323.0		
may-17	640	987.63	-213.07	1335.3		

Tabla 35.
Cálculo método de Holts Pack 6

Pack 6					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	694	0.00	-222.60		0.6	beta
jul-16	471	124.40	-14.40	471.4	Se escoge un alfa de 0.5 y un beta de 0.6 debido a que como se tiene cambios muy definidos de mes a mes necesitamos que el modelo se adapte de mejor manera a los mismos	
ago-16	406	257.90	74.34	457.0		
sep-16	678	504.92	177.95	332.2		
oct-16	505	594.13	124.71	682.9		
nov-16	329	523.72	7.64	718.8		
dic-16	136	333.88	-110.85	531.4		
ene-17	885	554.21	87.86	223.0		
feb-17	237	439.44	-33.72	642.1		
mar-17	293	349.36	-67.54	405.7		
abr-17	759	520.61	75.74	281.8		
may-17	441	518.57	29.07	596.3		

Tabla 36.
Cálculo método de Holts Pack 7

Pack 7					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.5	alfa
jun-16	2030	0.00	-863.00		0.7	beta
jul-16	1167	151.90	-152.57	1166.8	Se escoge un alfa de 0.5 y un beta de 0.7 debido a que como se tiene cambios muy definidos de mes a mes necesitamos que el modelo se adapte de mejor manera a los mismos	
ago-16	1181	590.17	261.01	1014.2		
sep-16	1562	1206.69	509.87	851.2		
oct-16	1671	1693.58	493.79	1716.6		
nov-16	715	1450.98	-21.68	2187.4		
dic-16	1265	1347.05	-79.26	1429.3		
ene-17	1724	1496.10	80.55	1267.8		
feb-17	967	1272.03	-132.68	1576.7		
mar-17	942	1040.67	-201.75	1139.3		
abr-17	1674	1256.26	90.39	838.9		
may-17	708	1027.22	-133.21	1346.6		

Tabla 37.
Cálculo método de Holts Pack 8

Pack 8					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.7	alfa
jun-16	4093	0.00	-1593.60		0.7	beta
jul-16	2499	452.80	-161.12	2499.2	Se escoge un alfa de 0.7 y un beta de 0.7 debido a que como se tiene cambios muy definidos de mes a mes necesitamos que el modelo se adapte de mejor manera a los mismos	
ago-16	1843	1377.32	598.83	2338.1		
sep-16	3664	3157.51	1425.78	1976.2		
oct-16	3996	4172.33	1138.11	4583.3		
nov-16	2216	3144.61	-377.97	5310.4		
dic-16	505	1183.35	-1486.27	2766.6		
ene-17	1490	951.98	-607.84	-302.9		
feb-17	2292	1707.78	346.71	344.1		
mar-17	2363	2270.59	497.98	2054.5		
abr-17	2617	2662.61	423.81	2768.6		
may-17	2948	2989.38	355.89	3086.4		

Tabla 38.
Cálculo método de Holts Pack 9

Pack 9					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.8	alfa
jun-16	1075	0.00	-407.40		0.9	beta
jul-16	667	129.90	-31.29	667.2	Se escoge un alfa de 0.8 y un beta de 0.9 debido a que se necesita que no se tomen los datos atípicos de diciembre y junio del 2016 para la generación del forecast	
ago-16	488	410.28	249.21	635.9		
sep-16	801	772.38	350.81	659.5		
oct-16	901	945.28	190.69	1123.2		
nov-16	577	688.63	-211.91	1136.0		
dic-16	1145	1011.50	269.39	476.7		
ene-17	343	530.26	-406.18	1280.9		
feb-17	537	454.58	-108.73	124.1		
mar-17	612	558.45	82.61	345.8		
abr-17	589	599.73	45.42	641.1		
may-17	689	680.55	77.28	645.1		

Tabla 39.
Cálculo método de Holts Pack 10

Pack 10					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.8	alfa
jun-16	2549	0.00	-538.66		0.8	beta
jul-16	2011	736.01	353.61	2010.7	Se escoge un alfa de 0.8 y un beta de 0.8 debido a que se necesita que el modelo no tome tanto en cuenta el dato atípico de febrero del 2017	
ago-16	1920	1753.92	885.05	2364.3		
sep-16	2457	2493.13	768.38	2639.0		
oct-16	2162	2382.17	64.90	3261.5		
nov-16	1919	2024.35	-273.27	2447.1		
dic-16	1107	1235.82	-685.48	1751.1		
ene-17	2132	1815.67	326.78	550.3		
feb-17	8	435.15	-1039.05	2142.5		
mar-17	346	156.02	-431.12	-603.9		
abr-17	2088	1615.38	1081.26	-275.1		
may-17	473	917.47	-342.08	2696.6		

Tabla 40.
Cálculo método de Holts Pack 11

Pack 11					Parámetros	
Periodo	Demanda	L_t	T_t	Forecast	0.8	alfa
jun-16	2599	0.00	-741.67		0.8	beta
jul-16	1857	557.67	167.86	1857.0	Se escoge un alfa de 0.8 y un beta de 0.8 debido a que se necesita que el modelo no tome tanto en cuenta el dato atípico de Enero del 2017	
ago-16	1987	1734.97	975.42	2024.9		
sep-16	2347	2419.94	743.06	2710.4		
oct-16	2031	2257.14	18.37	3163.0		
nov-16	1474	1634.30	-494.59	2275.5		
dic-16	2768	2442.34	547.51	1139.7		
ene-17	749	1197.43	-886.42	2989.9		
feb-17	1592	1335.80	-66.59	311.0		
mar-17	2050	1894.11	433.33	1269.2		
abr-17	2114	2156.69	296.73	2327.4		
may-17	759	1097.88	-787.70	2453.4		

Método de Winters

Resumen: El método de Winters, básicamente, lo que hace es añadir un coeficiente extra denominado gama, para lograr determinar la estacionalidad de la data histórica y presentar una proyección estadística más completa ya que toma en cuenta la tendencia y estacionalidad.

Tabla 41.

Cálculo método de Winters Pack 1

Pack 1						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	8847	8847.40	-4936.80	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	3911	3910.60	-4936.80	1.00	3910.60	$\gamma=$	0.5
ago-16	5707	2340.40	-3253.50	1.00	-1026.20	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos . De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	6597	2842.05	-1375.93	1.66	-1516.33		
oct-16	5902	2510.03	-853.97	2.01	2941.00		
nov-16	4975	2068.08	-647.96	2.21	3652.91		
dic-16	2247	1410.85	-652.59	1.60	2276.30		
ene-17	8313	2436.11	186.33	2.02	1532.20		
feb-17	6698	2993.22	371.72	1.99	5221.17		
mar-17	8844	3712.10	545.30	2.18	6799.48		
abr-17	6051	3440.79	137.00	2.31	7070.01		
may-17	3886	3005.07	-149.36	1.60	3577.79		

Tabla 42.

Cálculo método de Winters Pack 2

Pack 2						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	0	0.00	1465.00	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	1465	1465.00	1465.00	1.00	1465.00	$\gamma=$	0.5
ago-16	766	1848.00	924.00	1.00	2930.00	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos . De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	1263	2017.50	546.75	0.81	2253.67		
oct-16	1243	2046.57	287.91	0.71	1821.09		
nov-16	1492	2217.67	229.51	0.69	1614.25		
dic-16	1378	2038.26	25.05	0.85	2069.67		
ene-17	572	1485.22	-264.00	0.63	1300.13		
feb-17	1461	1626.01	-61.60	0.72	878.69		
mar-17	1163	1665.21	-11.20	0.66	985.77		
abr-17	1197	1704.41	14.00	0.68	1344.73		
may-17	1754	2012.04	160.82	0.76	1718.40		

Tabla 43.

Cálculo método de Winters Pack 3

Pack 3						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	324	324.00	3027.00	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	3351	3351.00	3027.00	1.00	3351.00	$\gamma=$	0.5
ago-16	1943	4160.50	1918.25	1.00	6378.00	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos . De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes . Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	3531	4804.88	1281.31	0.87	5272.95		
oct-16	1497	3905.98	191.21	0.63	3805.99		
nov-16	2054	3690.88	-11.95	0.59	2421.14		
dic-16	578	2202.77	-750.02	0.80	2926.46		
ene-17	1009	1525.44	-713.68	0.63	917.03		
feb-17	1702	1467.84	-385.64	0.80	650.35		
mar-17	2135	2657.48	402.00	0.50	639.50		
abr-17	3303	4408.16	1076.34	0.57	2653.92		
may-17	1594	4248.88	458.53	0.53	2900.92		

Tabla 44.

Cálculo método de Winters Pack 4

Pack 4						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	0	0.00	980.00	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	980	980.00	980.00	1.00	980.00	$\gamma=$	0.5
ago-16	347	1153.50	576.75	1.00	1960.00	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos . De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes . Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	926	1328.13	375.69	0.85	1468.31		
oct-16	348	1056.95	52.25	0.59	1003.43		
nov-16	380	877.22	-63.74	0.51	566.87		
dic-16	0	406.74	-267.11	0.76	614.61		
ene-17	319	371.80	-151.02	0.53	73.75		
feb-17	790	621.31	49.24	0.77	170.64		
mar-17	989	1412.62	420.28	0.46	342.69		
abr-17	694	1651.22	329.44	0.47	1555.42		
may-17	1107	2455.26	566.74	0.38	748.22		

Tabla 45

Cálculo método de Winters Pack 5

Pack 5						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	1574	1573.80	-387.00	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	1187	1186.80	-387.00	1.00	1186.80	$\gamma=$	0.5
ago-16	1117	958.40	-307.70	1.00	799.80	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos . De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes . Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	1485	1067.75	-99.18	1.20	777.78		
oct-16	1498	1110.83	-28.05	1.27	1231.86		
nov-16	1263	1037.92	-50.48	1.24	1347.35		
dic-16	1820	1304.56	108.08	1.12	1108.08		
ene-17	1474	1350.65	77.08	1.14	1615.82		
feb-17	1047	1118.76	-77.40	1.29	1845.97		
mar-17	1439	1069.80	-63.18	1.31	1295.80		
abr-17	1426	1082.70	-25.14	1.23	1203.20		
may-17	640	783.04	-162.40	1.26	1331.01		

Tabla 46.

Cálculo método de Winters Pack 6

Pack 6						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	694	694.00	-222.60	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	471	471.40	-222.60	1.00	471.40	$\gamma=$	0.5
ago-16	406	327.30	-183.35	1.00	248.80	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos. De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	678	410.78	-49.94	1.32	190.70		
oct-16	505	371.17	-44.77	1.34	484.68		
nov-16	329	285.52	-65.21	1.25	407.03		
dic-16	136	170.85	-89.94	1.12	247.52		
ene-17	885	415.09	77.15	1.18	95.62		
feb-17	237	325.74	-6.10	1.49	732.05		
mar-17	293	268.14	-31.85	1.35	398.60		
abr-17	759	434.83	67.42	1.20	313.03		
may-17	441	480.49	56.54	0.96	482.63		

Tabla 47.

Cálculo método de Winters Pack 7

Pack 7						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.5
jun-16	2030	2029.80	-863.00	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	1167	1166.80	-863.00	1.00	1166.80	$\gamma=$	0.5
ago-16	1181	742.40	-643.70	1.00	303.80	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos. De la misma manera se escogió un Beta de 0.5 ya que se necesita que el modelo cambie su tendencia con mayor eficacia y así adaptarse a cambios fuertes. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	1562	830.45	-277.83	1.44	142.18		
oct-16	1671	856.15	-126.06	1.70	937.22		
nov-16	715	575.72	-203.24	1.47	1072.19		
dic-16	1265	698.60	-40.18	1.23	459.75		
ene-17	1724	939.60	100.41	1.41	930.04		
feb-17	967	811.24	-13.98	1.66	1727.31		
mar-17	942	656.91	-84.15	1.82	1170.84		
abr-17	1674	903.99	81.46	1.35	825.10		
may-17	708	725.19	-48.67	1.52	1500.24		

Tabla 48.

Cálculo método de Winters Pack 8

Pack 8						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	1
jun-16	4093	4092.80	-1593.60	1.00		$\alpha=$	0.5
jul-16	2499	2499.20	-1593.60	1.00	2499.20	$\gamma=$	0.5
ago-16	1843	1374.10	-1359.35	1.00	905.60	Se escoge un alfa de 0.5 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada ya que la misma presenta cambios abruptos. De la misma manera se escogió un Beta de 1 ya que se necesitamos que el dato atípico de Diciembre del 2016 no sea tomado en cuenta. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	3664	1839.28	-447.09	1.50	22.07		
oct-16	3996	2031.73	-127.32	1.73	2410.49		
nov-16	2216	1592.25	-283.40	1.56	2974.16		
dic-16	505	851.48	-512.08	1.28	1676.46		
ene-17	1490	737.93	-312.82	1.31	444.92		
feb-17	2292	869.73	-90.51	1.74	741.40		
mar-17	2363	1028.60	34.18	1.85	1021.49		
abr-17	2617	1417.46	211.52	1.48	1569.57		
may-17	2948	2387.74	590.90	0.94	1526.12		

Tabla 49.

Cálculo método de Winters Pack 9

Pack 9						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.4
jun-16	1075	1074.60	-407.40	1.00		$\alpha=$	0.7
jul-16	667	667.20	-407.40	1.00	667.20	$\gamma=$	0.5
ago-16	488	374.00	-361.72	1.00	259.80	Se escoge un alfa de 0.7 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada como la de Diciembre o Junio del 2016. De la misma manera se escogió un Beta de 0.4 ya que la data que se tiene presenta una tendencia mas o menos estable, sin embargo los datos de Diciembre y Junio del 2016 nos obligan a escoger un coeficiente no tan suavizado. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	801	566.56	-140.01	1.21	14.82		
oct-16	901	735.89	-16.27	1.22	518.40		
nov-16	577	692.04	-27.31	1.02	737.18		
dic-16	1145	1114.91	152.77	1.01	672.84		
ene-17	343	870.77	-6.00	1.16	1468.95		
feb-17	537	756.90	-49.15	1.31	1132.69		
mar-17	612	680.73	-59.95	1.22	820.13		
abr-17	589	648.65	-48.81	0.93	576.67		
may-17	689	819.42	39.02	1.02	611.65		

Tabla 50.

Cálculo método de Winters Pack 10

Pack 10						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.4
jun-16	2549	2549.33	-538.66	1.00		$\alpha=$	0.7
jul-16	2011	2010.67	-538.66	1.00	2010.67	$\gamma=$	0.5
ago-16	1920	1785.60	-413.22	1.00	1472.01	Se escoge un alfa de 0.7 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada como la de Febrero del 2017. De la misma manera se escogió un Beta de 0.4 ya que la data que se tiene presenta una tendencia mas o menos estable, sin embargo el dato de Febrero del 2017 nos obliga a escoger un coeficiente no tan suavizado. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	2457	2131.38	-109.62	1.08	1477.11		
oct-16	2162	2012.84	-113.19	1.08	2173.97		
nov-16	1919	1818.93	-145.48	1.07	2023.25		
dic-16	1107	1229.60	-323.02	0.98	1644.46		
ene-17	2132	1790.68	30.62	1.09	985.13		
feb-17	8	551.76	-477.20	0.55	1003.30		
mar-17	346	462.04	-322.21	0.65	81.02		
abr-17	2088	2291.03	538.27	0.78	109.15		
may-17	473	1272.65	-84.39	0.58	1629.72		

Tabla 51.

Cálculo método de Winters Pack 11

Pack 11						Parámetros	
Periodo	Demanda	Lt	Tt	St	Forecast	$\beta=$	0.6
jun-16	2599	2598.67	-741.67	1.00		$\alpha=$	0.7
jul-16	1857	1857.00	-741.67	1.00	1857.00	$\gamma=$	0.5
ago-16	1987	1638.53	-427.75	1.00	1115.33	Se escoge un alfa de 0.7 ya que se necesita que el componente del forecast no tome tanto en cuenta la data histórica pasada como la de enero del 2017. De la misma manera se escogió un Beta de 0.4 ya que la data que se tiene presenta una tendencia mas o menos estable, sin embargo el dato de Enero del 2017 nos obliga a escoger un coeficiente no tan suavizado. Por último se escogió un gama de 0.5 para que la ponderación del factor estacional sea tomada en cuenta en un nivel medio	
sep-16	2347	1892.71	-18.59	1.12	1356.19		
oct-16	2031	1837.41	-40.62	1.11	2085.22		
nov-16	1474	1513.59	-210.54	1.04	1874.49		
dic-16	2768	2113.18	275.54	1.18	1533.11		
ene-17	749	1337.62	-355.12	0.87	2074.31		
feb-17	1592	1492.98	-48.83	0.97	950.42		
mar-17	2050	1849.38	194.31	1.04	1254.07		
abr-17	2114	2039.43	191.76	1.04	2119.88		
may-17	759	1331.51	-348.05	0.80	1793.11		

4.2.5 Regresión Lineal

Resumen: El método de regresión lineal es usado para ver el nivel de dependencia entre dos variables (X independiente y Y dependiente) y realizar una proyección estadística mediante la ecuación de la recta $y=mx+b$

Nota: En este caso en particular, debido a que la data histórica de todos los packs demuestra una estacionalidad fuerte, se añadieron factores estacionales, para multiplicar a la proyección estadística y así obtener un alcance más certero.

Cálculos:

Tabla 52.

Data para cálculo de método de regresión Lineal

Descripción	jun-16	jul-16	ago-16	sep-16	oct-16	nov-16	dic-16	ene-17	feb-17
Pack 1	8847	3911	5707	6597	5902	4975	2247	8313	6698
Pack 2	0	1465	766	1263	1243	1492	1378	572	1461
Pack 3	324	3351	1943	3531	1497	2054	578	1009	1702
Pack 4	0	980	347	926	348	380	0	319	790
Pack 5	1574	1187	1117	1485	1498	1263	1820	1474	1047
Pack 6	694	471	406	678	505	329	136	885	237
Pack 7	2030	1167	1181	1562	1671	715	1265	1724	967
Pack 8	4093	2499	1843	3664	3996	2216	505	1490	2292
Pack 9	1075	667	488	801	901	577	1145	343	537
Pack 10	2549	2011	1920	2457	2162	1919	1107	2132	8
Pack 11	2599	1857	1987	2347	2031	1474	2768	749	1592

Factor estacional: Promedio de datos por arriba de la media sobre toda la data histórica

Tabla 53.

Cálculo de factor estacional para método de regresión lineal

Descripción	Factor	
	Estacional T1	Estacional T2
Pack 1	1.23	0.71
Pack 2	1.29	0.42
Pack 3	1.53	0.51
Pack 4	1.98	0.61
Pack 5	1.13	0.83
Pack 6	1.43	0.65
Pack 7	1.28	0.74
Pack 8	1.24	0.70
Pack 9	1.35	0.99
Pack 10	1.20	0.31
Pack 11	1.21	0.61

Tabla 54.

Obtención de variables y ecuaciones para método de regresión lineal

Descripción	Suma Y	Suma X	Suma x ²	(Suma X) (Suma Y)	b	m	Ŷ = mx + b
Pack 1	53196	45	285	262046	6238.61	-65.59	-65.59x + 6238.61
Pack 2	9639.8	45	285	52816.6	686.29	76.96	76.96x + 686.29
Pack 3	15988.4	45	285	74218.8	2253.43	-95.39	-95.39x + 2253.43
Pack 4	4089.8	45	285	20385.2	459.74	-1.07	-1.07x + 459.74
Pack 5	12464	45	285	62258.2	1390.04	-1.04	-1.04x + 1390.04
Pack 6	4341.4	45	285	20232.4	605.27	-24.58	-24.58x + 605.27
Pack 7	12281.6	45	285	58151.2	1636.03	-54.28	-54.28x + 1636.03
Pack 8	22597.8	45	285	98635.4	3707	-239.23	-239.23x + 3707
Pack 9	6533.2	45	285	30632.8	895.35	-33.89	-33.89x + 895.35
Pack 10	16265	45	285	69360.99	2804.23	-199.41	-199.41x + 2804.23
Pack 11	17404.33	45	285	80359.97	2488.96	-111.03	-111.03x + 2488.96

Tabla 55.

Proyección estadística de método de regresión lineal con tendencia

	10	11	12	Regresión lineal con Tendencia		
PRODUCTO	mar-16	abr-16	may-16	mar-16	abr-16	may-16
Pack 1	5583	5518	5452	6869	6789	3884
Pack 2	1456	1533	1610	1881	1981	2080
Pack 3	1300	1205	1109	1991	1845	1698
Pack 4	450	448	447	890	886	884
Pack 5	1380	1379	1378	1565	1564	1148
Pack 6	360	335	311	236	480	446
Pack 7	1094	1039	985	808	1330	728
Pack 8	1315	1076	837	1628	1332	1036
Pack 9	557	523	489	753	707	661
Pack 10	811	611	412	251	732	494
Pack 11	1379	1268	1157	1674	1539	701

4.3 Análisis de Error:

Una vez determinados los pronósticos con cada uno de los métodos de análisis de serie de tiempo, que consideramos aplicables para los 11 packs, procedimos a analizar ME, MAD, MPE Y MAPE y poder determinar cuál predicción logra reducir la acumulación de inventario en los periodos de marzo, abril y mayo del 2016.

A continuación, se presentan tablas resumen, que comparan el pronóstico original con los propuestos. En el Anexo B, se puede apreciar de forma ampliada de dónde se obtuvieron estos datos.

Nota: El método resaltado en las tablas es el que se escogió

Tabla 56.

Análisis de Error pack 1

Pack 1									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	696	270	-948	-860	-693	1140	-1977	444	413
MAD	1173	1778	2514	2063	2322	4481	2806	1124	905
MPE	11%	4%	-15%	-14%	-11%	18%	-32%	7%	7%
MAPE	19%	28%	40%	33%	37%	72%	45%	18%	14%

Tabla 57.

Análisis de Error pack 2

Pack 2									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	63	179	190	639	176	118	150	22	-609
MAD	252	210	190	639	206	262	187	120	609
MPE	5%	13%	13%	47%	15%	9%	11%	2%	-44%
MAPE	18%	15%	14%	47%	15%	19%	14%	9%	44%

Tabla 58.

Análisis de Error pack 3

Pack 3									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	54	434	433	1044	422	46	72	279	499
MAD	588	687	1135	1044	1056	1104	1423	1150	569
MPE	2%	19%	18%	45%	18%	2%	3%	12%	21%
MAPE	25%	29%	48%	45%	45%	47%	61%	49%	24%

Tabla 59.

Análisis de Error pack 4

Pack 4									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	199	323	223	593	258	122	229	48	43
MAD	237	323	301	593	302	302	326	622	171
MPE	21%	35%	24%	64%	28%	13%	25%	25%	5%
MAPE	43%	35%	32%	64%	32%	32%	35%	67%	18%

Tabla 60.
Análisis de Error pack 5

Pack 5										
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L	
ME	91	-216	-165	-286	-180	-139	-164	-108	-257	
MAD	504	289	320	286	323	384	300	352	257	
MPE	8%	-18%	-14%	-24%	-15%	-12%	-14%	-9%	-22%	
MAPE	43%	25%	27%	24%	28%	33%	26%	30%	22%	

Tabla 61.
Análisis de Error pack 6

Pack 6										
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L	
ME	24	34	56	-47	58	64	70	100	110	
MAD	162	180	202	201	214	247	249	198	114	
MPE	5%	7%	11%	-9%	12%	13%	14%	20%	22%	
MAPE	33%	36%	41%	40%	43%	50%	50%	40%	23%	

Tabla 62
Análisis de Error pack 7

Pack 7										
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L	
ME	-141	-196	-113	-454	-116	-89	-1	-58	152	
MAD	411	482	508	546	512	571	557	623	166	
MPE	-13%	-18%	-10%	-41%	-10%	-8%	0%	-5%	14%	
MAPE	37%	44%	46%	49%	46%	52%	50%	56%	15%	

Tabla 63
Análisis de Error pack 8

Pack 8										
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L	
ME	-1115	255	510	-325	483	262	6	1270	1311	
MAD	1115	354	510	342	483	262	200	1270	1311	
MPE	-42%	10%	19%	-12%	18%	10%	0%	48%	50%	
MAPE	42%	13%	19%	13%	18%	10%	8%	48%	50%	

Tabla 64.
Análisis de Error pack 9

Pack 9										
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L	
ME	-398	-59	62	-193	38	57	86	-39	-77	
MAD	398	74	62	193	44	66	121	100	96	
MPE	-63%	-9%	10%	-31%	6%	9%	14%	-6%	-12%	
MAPE	63%	12%	10%	31%	7%	11%	19%	16%	15%	

Tabla 65.

Análisis de Error pack 10

Pack 10									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	-968	-678	105	-934	-11	150	70	362	477
MAD	1105	1028	933	1100	976	1553	1553	1134	491
MPE	-100%	-70%	11%	-96%	7%	15%	7%	37%	49%
MAPE	114%	106%	96%	113%	101%	115%	160%	117%	51%

Tabla 66.

Análisis de Error pack 11

Pack 11									
Indicador	Original	PM	PMP	Suav.Expo (0,1)	Suav.Expo (0,5)	Suav.Expo (0,9)	Holts	Winters	Regresión L
ME	-622	-262	-90	-495	-131	-235	-376	-81	336
MAD	622	500	500	495	669	661	896	612	336
MPE	-38%	-16%	-5%	-30%	-8%	-14%	-23%	-5%	21%
MAPE	38%	30%	45%	30%	41%	40%	55%	37%	21%

Una vez se realizaron las comparaciones de los niveles de error, de los distintos métodos, se expondrá cuál de ellos se escogió y por qué.

Tabla 67.

Explicativa de escogimiento de modelo de análisis de serie de tiempo

Descripción	Método escogido	Observaciones
Pack 1	Regresión lineal	Se escoge este método ya que es el que menos acumula inventario y más exacto es en el periodo
Pack 2	Winters	Se escoge este método ya que es el que menos acumula inventario y más exacto es en el periodo
Pack 3	Suav. Expo (0.9)	Se escoge este método ya que es el que menos acumula inventario a pesar de no ser tan exacto como el original
Pack 4	Regresión lineal	Se escoge este método ya que es el que menos acumula inventario y más exacto es en el periodo
Pack 5	Original	Se determina que en este caso el método original es el que menos acumula inventario y más exacto es
Pack 6	Original	Se determina que en este caso el método original es el que menos acumula inventario y más exacto es

Pack 7	Holts	A pesar de que en este caso y con el periodo analizado este pack no acumula inventario podemos observar que con el método de Holts logramos reducir la falta de stock hasta solamente 1 caja
Pack 8	Holts	A pesar de que en este caso y con el periodo analizado este pack no acumula inventario podemos observar que con el método de Holts logramos tener una acumulación de inventario de apenas 6 cajas y con una exactitud más eficiente
Pack 9	Suav. Expo (0.9)	A pesar de que en este caso y con el periodo analizado este pack no acumula inventario podemos observar que con el método de Suav.Expo (0.9) logramos tener una acumulación de inventario de apenas 56 cajas y con una exactitud más eficiente
Pack 10	Suav. Expo (0.5)	A pesar de que en este caso y con el periodo analizado este pack no acumula inventario podemos observar que con el método de Suav. Expo (0.5) logramos reducir la falta de stock hasta solamente 11 cajas
Pack 11	Winters	A pesar de que en este caso y con el periodo analizado este pack no acumula inventario podemos observar que con el método de Winters logramos reducir la falta de stock hasta solamente 81 cajas de 622

5. Capítulo VI. Análisis de propuesta de mejora

Como pudimos apreciar en el capítulo anterior logramos proponer métodos para combatir la causa raíz del problema, y ahora es tiempo de analizar en cuánto impactaría la aplicación de estos métodos al proceso de generación de pronóstico de la Demanda; por lo que comenzaremos presentando los parámetros con los que se medirá y si la mejora es o no factible.

A continuación, se presenta una tabla resumen, en la cual se puede apreciar en cantidad y en dólares, si en el periodo de marzo a mayo del 2016 se está acumulando inventario, o rompiendo stocks ya que de estas dos maneras la compañía pierde dinero.

Parámetros:

Tabla 68.

Tabla de parámetros para analizar propuesta de mejora

Pack 1		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	696	696	13918		
MAD	1173				
MPE	11%				
MAPE	19%				
Pack 2		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	63	63	939		
MAD	252				
MPE	5%				
MAPE	18%				
Pack 3		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	54	54	812		
MAD	588				
MPE	2%				
MAPE	25%				
Pack 4		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	199	199	3988		
MAD	237				
MPE	21%				
MAPE	43%				
Pack 5		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	91	91	1363		
MAD	504				
MPE	8%				
MAPE	43%				
Pack 6		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	24	24	473		
MAD	162				
MPE	5%				
MAPE	33%				
Pack 7		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	-141			-141	2824
MAD	411				
MPE	-13%				
MAPE	37%				
Pack 8		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	-1115			-1115	22305
MAD	1115				
MPE	-42%				
MAPE	42%				
Pack 9		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	-398			-398	7951
MAD	398				
MPE	-63%				
MAPE	63%				
Pack 10		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	-968			-968	14523
MAD	1105				
MPE	-100%				
MAPE	114%				
Pack 11		Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Q	\$	Q	\$
ME	-622			-622	9334
MAD	622				
MPE	-38%				
MAPE	38%				

5.1 Comparación propuesta de mejora versus método original:

A continuación, se expone una tabla comparativa entre el método original y el método propuesto. De esta forma, podemos demostrar las mejoras en cantidades y dólares, para cada uno de los 'packs'.

Tabla 69.

Tabla comparativa método original vs propuesta de mejora

Pack 1			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Regresión L	Q	\$	Q	\$
ME	696	413	413	8255		
MAD	1173	905	Observaciones			
MPE	11%	7%	Podemos observar que en este caso con el método escogido se pasó de acumular 696 cajas a 413			
MAPE	19%	14%				
Pack 2			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Winters	Q	\$	Q	\$
ME	63	22	22	329		
MAD	252	120	Observaciones			
MPE	5%	2%	Podemos observar que en este caso con el método escogido se pasó de acumular 63 cajas a 22			
MAPE	18%	9%				
Pack 3			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Suav.Expo (0,9)	Q	\$	Q	\$
ME	54	46	46	684		
MAD	588	1104	Observaciones			
MPE	2%	2%	Podemos observar que en este caso con el método escogido se pasó de acumular 54 cajas a 46			
MAPE	25%	47%				
Pack 4			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Regresión L	Q	\$	Q	\$
ME	199	43	43	865		
MAD	237	171	Observaciones			
MPE	21%	5%	Podemos observar que en este caso con el método escogido se pasó de acumular 199 cajas a 43			
MAPE	43%	18%				
Pack 5			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Original	Q	\$	Q	\$
ME	91	91	91	1363		
MAD	504	504	Observaciones			
MPE	8%	8%	En este mediante la metodología utilizada no se logró realizar una mejora			
MAPE	43%	43%				
Pack 6			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Original	Q	\$	Q	\$
ME	24	24	24	473		
MAD	162	162	Observaciones			
MPE	5%	5%	En este mediante la metodología utilizada no se logró realizar una mejora			
MAPE	33%	33%				

Pack 7			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Holts	Q	\$	Q	\$
ME	-141	-1			-1	20
MAD	411	557	Observaciones			
MPE	-13%	0%	Podemos observar que en este caso con el método escogido			
MAPE	37%	50%	se pasó de dejar de vender 141 cajas a 1			
Pack 8			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Holts	Q	\$	Q	\$
ME	-1115	6	6	120		
MAD	1115	200	Observaciones			
MPE	-42%	0%	Podemos observar que en este caso con el método escogido			
MAPE	42%	8%	se pasó de dejar de vender 1115 cajas a acumular 6			
Pack 9			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Suav.Expo (0,9)	Q	\$	Q	\$
ME	-398	57	57	1140		
MAD	398	66	Observaciones			
MPE	-63%	9%	Podemos observar que en este caso con el método escogido			
MAPE	63%	11%	se pasó de dejar de vender 398 cajas a acumular 57			
Pack 10			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Suav.Expo (0,5)	Q	\$	Q	\$
ME	-968	-11			-11	-165
MAD	1105	976	Observaciones			
MPE	-100%	7%	Podemos observar que en este caso con el método escogido			
MAPE	114%	101%	se pasó de dejar de vender 968 cajas a 11			
Pack 11			Acumulación de inventario		Falta de Stock	
Indicador	Original	Winters	Q	\$	Q	\$
ME	-622	-81			-81	1215
MAD	622	612	Observaciones			
MPE	-38%	-5%	Podemos observar que en este caso con el método escogido			
MAPE	38%	37%	se pasó de dejar de vender 622 cajas a 81			

5.2 Resumen valorizado de las propuestas de mejora

Una vez que analizamos caso por caso cómo impacta la mejora propuesta, procederemos a calcular cuánto en total se ahorraría y ganaría, al aplicar las metodologías de pronósticos definidas.

Tabla 70.

Resumen total de análisis de propuesta de mejora

Casos	Método Original		Propuesta de mejora		Indicadores		
	Q	\$	Q	\$	DeltaQ	\$Delta	%De mejora
Acumulación de inventario	1127	21493	701	13228	426	8265	38%
Ruptura de stocks	3244	56937	93	1070	3151	55867	98%

Como podemos observar en la tabla de cálculos, en acumulación de inventario se logró una mejora del 38 %, que representa 8265 dólares.

Por otro lado, en ruptura de stocks el porcentaje de mejora es del 98% lo que representa que, en este caso, se hubiese vendido 55867 dólares más. En total se puede concluir que si la empresa habría aplicado estos modelos las ganancias hubiesen sido 64132 dólares más altas.

6. Conclusiones y Recomendaciones

6.1 Conclusiones

Se analizó estadísticamente la planificación de la demanda del proceso copacking dando lugar a que en un periodo de tres meses el 55% de la estadística daba como positivo el pronóstico de demanda y en un 45 % se estaba siendo pesimista.

Se logró tener una idea clara de la situación actual mediante indicadores de error, los mismos que dieron como resultado que la empresa estaba dejando de ganar 80160 dólares en el periodo analizado. Además de esto se logró demostrar que todos los packs reflejan un comportamiento estacional, si ninguna excepción. Cada uno de los packs con excepción del 5 y el 6 pudieron ser asignados un modelo de análisis de serie de tiempo que mejoraba los indicadores de error.

Se logró proponer una mejora a la causa raíz que determinaba que la acumulación de inventario y la ruptura de stocks estaban costando a la organización alrededor de 80160 dólares y gracias a la propuesta de mejora se demostró que el impacto de una buena planificación de demanda hubiese afectado en 64132 dólares en beneficio de la compañía

6.2 Recomendaciones

El proceso de planificación de demanda debe ser monitoreado todo el tiempo ya que es un proceso dinámico, por lo que se recomienda armar un equipo con gente especializada, que pueda determinar cuándo agregar cambios a los modelos o en su caso cambiar y utilizar otro.

Se recomienda trabajar con un software más especializado, para poder reducir, en mayor nivel, los errores y así ahorrar más dinero a la compañía

Cuando se realicen los pronósticos, se recomienda prestar atención al comportamiento histórico mediante gráficos ya que eso ayuda mucho a entender cómo se comportan los distintos productos.

Cuando se realizan pronósticos lo ideal es contar con 36 meses de data histórica en cada caso, por lo que se recomendaría capturar la demanda de los productos por más tiempo, para tener una base histórica más amplia, que permita mejor precisión y exactitud de los pronósticos.

REFERENCIAS

- Aula Facil. (2009). *Costos de mantenimiento de los inventarios*. Recuperado el 16 de febrero de 2018, de <http://www.aulafacil.com/cursos/l20097/empresa/organizacion/gestion-de-stock/costos-de-mantenimiento-de-los-inventarios-i>
- Banco Central del Ecuador. (2017). *Tasas de interes*. Recuperado el 21 de febrero de 2018, de <https://contenido.bce.fin.ec/documentos/Estadisticas/SectorMonFin/TasasInteres/Indice.htm>
- CHAPMAN, S. N. (2006). *Planificación y control de la operación* . México: Pearsons.
- COOK, A. G. (2006). *FORECASTING FOR THE PHARMACEUTICAL INDUSTRY* . GREAT BRITAIN: CORNWALL.
- HANKE, J. (2006). *Pronóstico de los negocios*. Recuperado el 15 de febrero de 2018, de <http://cvonline.uaeh.edu.mx>
- Hillier, F. S. (2008). *Métodos cuantitativos para administración*. McGraw-Hill Interamericana.
- Jacobs, F. R. (2014). *Administración de operaciones, producción y cadena de suministros*. McGraw-Hill Interamericana.
- Lind, D. A. (2012). *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. McGraw-Hill Interamericana.
- MIT. (s.f.). *Supply Chain and Logistics Fundamentals*,. Lesson: Time.
- Moran, R. (Semestre 2016-2017). *ADMINISTRACIÓN DE LA PRODUCCIÓN II*. Quito.
- TBL group. (2010). *Gestión de la cadena de abastecimiento* . México.

ANEXOS

Anexo A

El Anexo A demuestra cómo se calculó la desviación absoluta media de la planificación de producción contra la producción real.

Año natural/Semana	Código	material	Ctd. prod. plan	Ctd. prod. real	ABS (plan - real)	DAAP
2016-06	Pack	Pack 1	5950	5910	40	1
2016-07	Pack	Pack 1	6050	6020	30	1
2016-08	Pack	Pack 1	8250	8100	150	1
2016-09	Pack	Pack 1	6750	6600	150	1
2016-10	Pack	Pack 1	6850	6700	150	1
2016-11	Pack	Pack 1	6450	6320	130	1
2016-12	Pack	Pack 1	5950	5822	128	1
2017-1	Pack	Pack 1	6650	6600	50	1
2017-2	Pack	Pack 1	2600	2558	42	1
2017-3	Pack	Pack 1	6800	6889	89	1
2017-4	Pack	Pack 1	4400	4388	12	1
2017-5	Pack	Pack 1	4250	4235	15	1
Total			70,950	70,142	986	98.6%
2016-06	Pack	Pack 2	1400	1320	80	1
2016-07	Pack	Pack 2	1650	1644	6	1
2016-08	Pack	Pack 2	1350	1339	11	1
2016-09	Pack	Pack 2	1750	1740	10	1
2016-10	Pack	Pack 2	1150	1130	20	1
2016-11	Pack	Pack 2	1200	1145	55	1
2016-12	Pack	Pack 2	1450	1444	6	1
2017-1	Pack	Pack 2	450	450	0	1
2017-2	Pack	Pack 2	750	720	30	1
2017-3	Pack	Pack 2	1200	1200	0	1
2017-4	Pack	Pack 2	1250	1230	20	1
2017-5	Pack	Pack 2	1200	1200	0	1
Total			14,800	14,562	238	98.4%
2016-06	Pack	Pack 3	2600	2555	45	1
2016-07	Pack	Pack 3	3100	3089	11	1
2016-08	Pack	Pack 3	2550	2510	40	1
2016-09	Pack	Pack 3	3950	3920	30	1
2016-10	Pack	Pack 3	2500	2460	40	1
2016-11	Pack	Pack 3	2650	2620	30	1
2016-12	Pack	Pack 3	3300	3280	20	1
2017-1	Pack	Pack 3	800	798	2	1
2017-2	Pack	Pack 3	1350	1320	30	1
2017-3	Pack	Pack 3	2150	2100	50	1
2017-4	Pack	Pack 3	2200	2120	80	1
2017-5	Pack	Pack 3	2050	2030	20	1
Total			29,200	28,802	398	98.6%

2016-06	Pack	Pack 4	1000	990	10	1
2016-07	Pack	Pack 4	750	730	20	1
2016-08	Pack	Pack 4	700	688	12	1
2016-09	Pack	Pack 4	0	0	0	0
2016-10	Pack	Pack 4	800	797	3	1
2016-11	Pack	Pack 4	800	768	32	1
2016-12	Pack	Pack 4	800	800	0	1
2017-1	Pack	Pack 4	200	198	2	1
2017-2	Pack	Pack 4	400	395	5	1
2017-3	Pack	Pack 4	700	699	1	1
2017-4	Pack	Pack 4	700	689	11	1
2017-5	Pack	Pack 4	700	700	0	1
Total			7,550	7,454	96	98.7%
2016-06	Pack	Pack 6	900	886	14	1
2016-07	Pack	Pack 6	700	698	2	1
2016-08	Pack	Pack 6	700	697	3	1
2016-09	Pack	Pack 6	600	604	4	1
2016-10	Pack	Pack 6	550	556	6	1
2016-11	Pack	Pack 6	700	678	22	1
2016-12	Pack	Pack 6	700	689	11	1
2017-1	Pack	Pack 6	500	502	2	1
2017-2	Pack	Pack 6	250	252	2	1
2017-3	Pack	Pack 6	400	399	1	1
2017-4	Pack	Pack 6	450	445	5	1
2017-5	Pack	Pack 6	550	539	11	1
Total			7,000	6,945	83	98.8%
2016-06	Pack	Pack 7	1350	1345	5	1
2016-07	Pack	Pack 7	1500	1438	62	1
2016-08	Pack	Pack 7	1500	1410	90	1
2016-09	Pack	Pack 7	1950	1443	507	1
2016-10	Pack	Pack 7	1550	1531	19	1
2016-11	Pack	Pack 7	1350	1349	1	1
2016-12	Pack	Pack 7	1500	1426	74	1
2017-1	Pack	Pack 7	1350	1338	12	1
2017-2	Pack	Pack 7	550	545	5	1
2017-3	Pack	Pack 7	1000	998	2	1
2017-4	Pack	Pack 7	1200	1154	46	1
2017-5	Pack	Pack 7	1350	1360	10	1
Total			16,150	15,337	833	94.8%
2016-06	Pack	Pack 8	3450	3447	3	1
2016-07	Pack	Pack 8	3300	3296	4	1
2016-08	Pack	Pack 8	2850	2840	10	1
2016-09	Pack	Pack 8	4300	4222	78	1
2016-10	Pack	Pack 8	3350	3350	0	1
2016-11	Pack	Pack 8	3400	3400	0	1
2016-12	Pack	Pack 8	3200	3198	2	1
2017-1	Pack	Pack 8	3300	3299	1	1
2017-2	Pack	Pack 8	3050	3045	5	1
2017-3	Pack	Pack 8	3100	3100	0	1
2017-4	Pack	Pack 8	3550	3540	10	1
2017-5	Pack	Pack 8	3800	3720	80	1
Total			40,650	40,457	193	99.5%

2016-06	Pack	Pack 9	750	745	5	1
2016-07	Pack	Pack 9	950	950	0	1
2016-08	Pack	Pack 9	1000	999	1	1
2016-09	Pack	Pack 9	1600	1598	2	1
2016-10	Pack	Pack 9	1050	1047	3	1
2016-11	Pack	Pack 9	950	950	0	1
2016-12	Pack	Pack 9	950	950	0	1
2017-1	Pack	Pack 9	1050	1040	10	1
2017-2	Pack	Pack 9	1000	1000	0	1
2017-3	Pack	Pack 9	850	840	10	1
2017-4	Pack	Pack 9	1000	998	2	1
2017-5	Pack	Pack 9	1050	1040	10	1
Total			12,200	12,157	43	99.6%
2016-06	Pack	Pack 10	2150	2140	10	1
2016-07	Pack	Pack 10	2100	2099	1	1
2016-08	Pack	Pack 10	2250	2230	20	1
2016-09	Pack	Pack 10	2250	2249	1	1
2016-10	Pack	Pack 10	1950	1950	0	1
2016-11	Pack	Pack 10	2200	2198	2	1
2016-12	Pack	Pack 10	1950	1948	2	1
2017-1	Pack	Pack 10	0	0	0	0
2017-2	Pack	Pack 10	0	0	0	0
2017-3	Pack	Pack 10	2200	2220	20	1
2017-4	Pack	Pack 10	1750	1740	10	1
2017-5	Pack	Pack 10	1500	1495	5	1
Total			20,300	20,269	71	99.7%
2016-06	Pack	Pack 11	2100	2099	1	1
2016-07	Pack	Pack 11	1950	1940	10	1
2016-08	Pack	Pack 11	2100	2098	2	1
2016-09	Pack	Pack 11	2100	2099	1	1
2016-10	Pack	Pack 11	1950	1948	2	1
2016-11	Pack	Pack 11	2050	2040	10	1
2016-12	Pack	Pack 11	1900	1876	24	1
2017-1	Pack	Pack 11	1850	1820	30	1
2017-2	Pack	Pack 11	2100	2099	1	1
2017-3	Pack	Pack 11	2150	2098	52	1
2017-4	Pack	Pack 11	2100	2099	1	1
2017-5	Pack	Pack 11	2100	2099	1	1
Total			24,450	24,315	135	99.4%

