

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

**Modelos de proyección de demanda para productos de alta
volatilidad y bajo volumen en ventas dentro de una
empresa de alimentos.**

Sistematización de experiencia práctica de investigación y/o intervención.

Pablo Andrés Eguiguren Calisto

Ingeniería Industrial

Sonia Avilés PhD.

Carlos Suarez PhD.

Directores de Trabajo de Titulación

e

Trabajo de titulación de pregrado presentado como requisito
para la obtención del título de Ingeniero Industrial

Quito, 20 de mayo de 2018

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
COLEGIO DE CIENCIAS E INGENIERIAS

**HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE TITULACIÓN**

Modelos de proyección de demanda para productos de alta volatilidad y bajo volumen en ventas dentro de una empresa de alimentos.

Pablo Andrés Eguiguren Calisto

Calificación:

Nombre del profesor, Título académico

Sonia Valeria Avilés Sacoto, PhD.

Firma del profesor:

Quito, 20 de mayo de 2018

Derechos de Autor

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las Políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito USFQ, incluyendo la Política de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma del estudiante: _____

Nombres y apellidos: Pablo Andrés Eguiguren Calisto

Código: 00113094

Cédula de Identidad: 1103650857

Lugar y fecha: Quito, 20 de mayo de 2018

RESUMEN

Los productos alimenticios competitivos en el mercado tienen una alta variabilidad e incertidumbre en la demanda, por lo que sus pronósticos de demanda, con métodos tradicionales de proyección, son impredecibles. En consecuencia, es necesario contar con una propuesta de mejora a los modelos de pronósticos de la demanda empleados dentro de la empresa de alimentos; para productos alimenticios específicos. Para cumplir dicho objetivo se emplea la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Implementar y Controlar), ya que permite encontrar la raíz causa de un problema a través de una serie de pasos concatenados. En específico, este estudio pretende identificar el proceso de variación aleatorio asociado con la variación de la demanda dentro de los productos especificados, a través de la comparación de varios modelos de pronósticos para encontrar el o los modelos que se ajusten mejor a la variación de la demanda real de los productos en la empresa de alimentos. Se plantean, diferentes formas de agrupación de los productos de acuerdo a diferentes criterios para encontrar la solución óptima. Para ello, se generan modelos utilizando fórmulas de proyección para distribuciones continuas, ajustadas a los datos históricos de la demanda. Adicionalmente, este estudio usa una simulación Monte Carlo como método numérico para resolver los modelos de pronóstico de demanda. Finalmente, una vez obtenidos los resultados de los pronósticos, se plantean modelos de manejo de inventarios para encontrar una cantidad óptima que permita minimizar los costos de producción.

Palabras clave: Pronósticos, demanda, alta variabilidad, empresa de alimentos,

ABSTRACT

Competitive food products in the market have high variability and uncertainty in demand, so their demand forecasts, with traditional methods of projection, are unpredictable. Consequently, it is necessary to have a proposal to improve the models of demand forecasts used within the food company; for specific food products. To meet this objective, the DMAIC methodology (define, measure, analyze, implement and control) is used, since it allows finding the root cause of a problem through a series of concatenated steps. Specifically, this study aims to identify the process of random variation associated with the variation of demand within the specified products, through the comparison of several forecast models to find the model or models that best adjust to the variation of the real demand for the products in the food company. Also, establish different forms of grouping the products according to different criteria to find the optimal solution. For this, models are generated using projection formulas for continuous distributions, adjusted to the historical data of the demand. Additionally, this study uses a Montecarlo simulation as a numerical method to solve demand forecasting models. Finally, once the results of the forecasts have been obtained, inventory management models are proposed to find an optimal quantity that minimizes production costs.

key words: forecast, demand, high variability, food industry.

TABLA DE CONTENIDO

Resumen	4
Abstract	5
Introducción.....	7
Revisión de la literatura	9
Caso de Estudio.....	26
Metodología y diseño de la investigación	28
Resultados	45
Conclusiones	50
Recomendaciones	52
Referencias	53
Indice de Anexos	54
ANEXOS	55

INTRODUCCIÓN

Debido a la competitividad empresarial, la mayoría de industrias buscan constantemente aumentar sus ganancias y reducir sus costos; una manera de lograrlo es mediante una exitosa planificación de la demanda. En el caso de la industria de alimentos, los pronósticos de ventas exitosos son de gran beneficio debido a la corta vida útil de sus productos, y a la importancia de la calidad del producto que está estrechamente ligada con la salud humana (Doganis, Alexandridis, Patrinos & Sarimveis, 2006). La vida útil de un alimento es el periodo de tiempo que transcurre entre la producción del producto alimenticio y el punto en el cual el alimento pierde sus cualidades físico-químicas, higiénicas, nutricionales u organolépticas -color, aroma, textura y aroma-.

Predecir la demanda y los cambios en el mercado de este tipo de productos y materias primas, en general resulta difícil ya que, por su naturaleza variable, pueden existir cambios inesperados a corto plazo, como nuevas tendencias inadvertidas a largo plazo. Realizar pronósticos de ventas que simulen al máximo el comportamiento de la demanda real es uno de los principales problemas en la cadena de suministro, especialmente con empresas de alimentos perecibles. Encontrar la cantidad óptima a producir mediante un correcto enfoque matemático a los patrones de la demanda de la empresa juega un rol fundamental en la planeación de la producción.

Dado este contexto, en esta investigación se propone y desarrolla un modelo de pronóstico de demanda para productos específicos con alta volatilidad en demanda y bajo volumen en ventas dentro de una Empresa de Alimentos, que permita reducir el error de pronóstico actual, para de esta forma aumentar las ganancias anuales de la misma.

La importancia de reducir el error de pronóstico actual está basada en el hecho de que ofertar menos de lo demandado por el mercado significa pérdida de potenciales ventas y, de igual manera, producir más de lo requerido incurre en costos adicionales por exceso de producción, publicidad, logística e inventarios. Una reducción considerable en estos costos adicionales dentro de una empresa ayuda a la misma a permanecer competente dentro del mercado.

Una metodología adecuada para alcanzar el objetivo buscado es DMAIC, mediante la cual a través de las fases de definir, medir, analizar, implementar y controlar se plantea una serie de pasos a seguir con una duración de 5 meses en su totalidad que, con la ayuda de recursos, datos de ventas pasados e información relevante sobre las políticas de producción, se define

una meta final que sería la elaboración de un modelo de pronóstico de ventas dentro de la empresa de alimentos. Se ha escogido esta metodología debido a que favorece el manejo del tiempo a través de cronogramas para cumplir las fases de desarrollo del estudio y además permite clasificar las actividades a realizar en etapas específicas. Dado el alcance de este trabajo se cubrirá las cuatro primeras fases de la metodología DMAIC, dejando la fase Controlar para aplicaciones futuras.

Dentro de esta metodología se analiza la demanda del pan de molde de la Empresa de Alimentos de acuerdo a sus clientes y a la relevancia de los mismos y, se analiza sus productos para poder tomar conclusiones en base a juicios cuantitativos.

De acuerdo a la literatura relacionada a pronósticos de demanda para productos con alta volatilidad y vida corta, se pretende desarrollar una serie de modelos que abarquen conceptos de trabajos anteriores con los cuales plantear una comparación entre varios modelos estocásticos con la idea de encontrar el modelo que mejor prediga la demanda futura del pan de molde. De forma específica, se pretende comparar la precisión del modelo de Promedios Móviles, Suavizamiento Exponencial Simple, el modelo "Real Option Approach" desarrollado por (Huang, et. al. 2008), el modelo ARMA "Autoregressive Moving Average" por sus siglas en inglés, desarrollado por Box y Jenkins, y aplicado en modelos de pronósticos de precios y demanda (Wattanarat, Phimphavong, Matsumaru, 2011). Para la solución numérica de los modelos mencionados se aplica la simulación Monte Carlo, la cual realiza corridas de los modelos un número establecido de iteraciones, para finalmente obtener un promedio de todos los resultados.

Estos modelos siguen un principio estocástico por lo que se emplea factores aleatorios para resolverlos. Finalmente comparar dichos modelos con el promedio móvil de 4 periodos, siendo el método de proyección de la demanda usado actualmente por la empresa, para saber si se ha logrado una reducción en el error de pronóstico.

De igual manera, se realiza un estudio de inventarios, que de manera similar inicia con una revisión literaria de los modelos de inventario para poder definir cuáles de estos son los adecuados para el caso en estudio. Considerando las características de la demanda de los productos como de las políticas de producción de la empresa de alimentos, se puede tomar una decisión sobre qué modelo utilizar.

REVISIÓN DE LA LITERATURA

Metodología DMAIC

La metodología DMAIC fue creada en la década de los 90 por el ingeniero Mikel Harry, quien formaba parte de la empresa Motorola. Esta metodología es un acrónimo de cinco fases que son: (1) Definir, (2) Medir, (3) Analizar, (4) Mejorar y (5) Controlar. Su principal objetivo es encontrar la causa raíz de los defectos y eliminarla (The DMAIC Process, s.f).

En la fase Definir, se establece un problema u oportunidad de mejora (The DMAIC Process, s.f), identificar los procesos que afectan a la rentabilidad y la satisfacción del cliente, determinar los problemas clave de la empresa y contrastar posteriormente con los objetivos de la misma; finalmente, se establece un acuerdo sobre el alcance, las metas y los objetivos del proyecto (George, Rowlands, Price, Maxey, 2005).

En la fase Medir, se realiza la medición del desempeño actual del proceso, se desarrolla y valida la metodología de medición que se va a utilizar para este último (Metodología DMAIC, s.f). Se busca obtener información clave para ubicar la raíz de los problemas con la mayor exactitud posible, a través de una comprensión del estado actual del proceso y de recopilar todos los datos viables (George, et. al, 2005).

En la fase, Analizar, se revisa el proceso para determinar las causas raíz del mal desempeño del mismo y se determina si el proceso puede ser mejorado o si debe ser rediseñado (The DMAIC Process, s.f). Es importante analizar todos los datos que se hayan recolectado con el fin de determinar los principales factores que ocasionan los defectos relevantes con la finalidad de generar planes de acción para controlar o eliminar estos factores (George, et. al., 2005).

Durante la cuarta fase, Mejorar, se busca corregir el proceso atacando las causas raíz que están provocando los defectos en el mismo (Metodología DMAIC, s.f). El hacer mejoras al proceso en base a las mediciones y el análisis de las mismas, puede asegurar que los defectos disminuyan y que los procesos se vuelvan más eficientes (Metodología DMAIC, s.f).

Finalmente, en la última fase, Controlar, se implementa la solución establecida en la fase de Mejorar. Ésta implementación debe ir acompañada de la estandarización de los nuevos métodos empleados en el mejoramiento del proceso con el objetivo de tener bajo control el proceso que se ha mejorado (George, et. al, 2005). Esta fase asegura la reducción y corrección en las variaciones antes de que éstas puedan afectar negativamente al proceso generando nuevos defectos.

Métodos de pronósticos

Los pronósticos de una demanda en el contexto de la planeación de operaciones, pueden ser de carácter subjetivo, basados en el juicio humano; y objetivo, fundamentados en datos históricos. Así, para los pronósticos subjetivos se emplean métodos que miden la opinión individual o grupal como agregados de la fuerza de ventas, encuestas al cliente, juicio de opinión ejecutiva o el Método Delphi (Nahmias, 2007). Mientras que para los pronósticos objetivos se utilizan métodos con: Series de tiempo (emplean solo la historia de la serie), su objetivo es encontrar patrones predecibles y repetibles en los datos pasados y tienen la Ventaja de que pueden incorporarse fácilmente en un programa de computadora para la actualización y el pronóstico automático. Entre los patrones repetibles estarían la tendencia lineal creciente o decreciente, la tendencia curvilínea (incluyendo el crecimiento exponencial), y las fluctuaciones estacionales (Nahmias 2007). Regresión (incorporan el historial de otras series), este método es usado para construir un modelo causal que predice un fenómeno (la variable dependiente) con base en la evolución de uno o más fenómenos distintos (las variables independientes) (Nahmias 2007).

A su vez, los métodos objetivos de pronóstico mayormente utilizados, en función de lo que se desee pronosticar, son:

Para pronosticar series de tiempo estacionario, se consideran dos métodos de pronóstico: los promedios móviles (simple promedio aritmético de las N observaciones más recientes) y el suavizamiento exponencial (promedio ponderado de la observación más reciente y en el pronóstico anterior). Este último, en la práctica, es el más usado en las aplicaciones de control de inventarios (Nahmias, 2007).

Para pronosticar series con tendencia lineal ascendente o descendente, el método de regresión lineal (utilizada para ajustar una línea recta a datos pasados con base en el método de mínimos cuadrados) y el suavizamiento exponencial doble por medio del método de Holt (que utiliza ecuaciones separadas de suavizamiento exponencial para pronosticar la intercepción y la pendiente de las series de cada período), son los más comunes (Nahmias, 2007).

Para pronosticar series estacionales o series con un patrón de repetición regular durante el mismo período de tiempo, se emplean los factores estacionales multiplicativos, que se basan en un número que indica el valor relativo de una serie en cualquier periodo comparado con el valor promedio a lo largo de un año. También se puede usar el método de Winters, el cual está basado en un suavizamiento exponencial triple, para el cual se utilizan tres ecuaciones de suavizamiento distintas que pronostican la intercepción, la pendiente y los factores

estacionales (Nahmias, 2007). Para poder pronosticar con series objetivas es necesario encontrar los patrones que tiene la demanda; estos patrones surgen con mayor frecuencia al desarrollar un análisis de series de tiempo y que, por tanto, se debe intentar aislar son (Nahmias, 2007):

- Tendencia. - la proclividad de una serie de tiempo a establecer un patrón estable de crecimiento o de declive. Cuando no se especifica el patrón de la tendencia, generalmente se da por hecho que es lineal.
- Estacionalidad. - se repite en intervalos fijos. Generalmente son patrones estacionales anuales, pero también pueden ser mensuales, semanales y diarios.
- Ciclos. - es parecida a la estacionalidad, salvo porque la duración y magnitud del ciclo pueden variar.
- Aleatoriedad. - es una serie que no presenta un patrón reconocible para los datos. Los datos aleatorios que fluctúan alrededor de una media fija forman lo que se conoce como patrón horizontal.

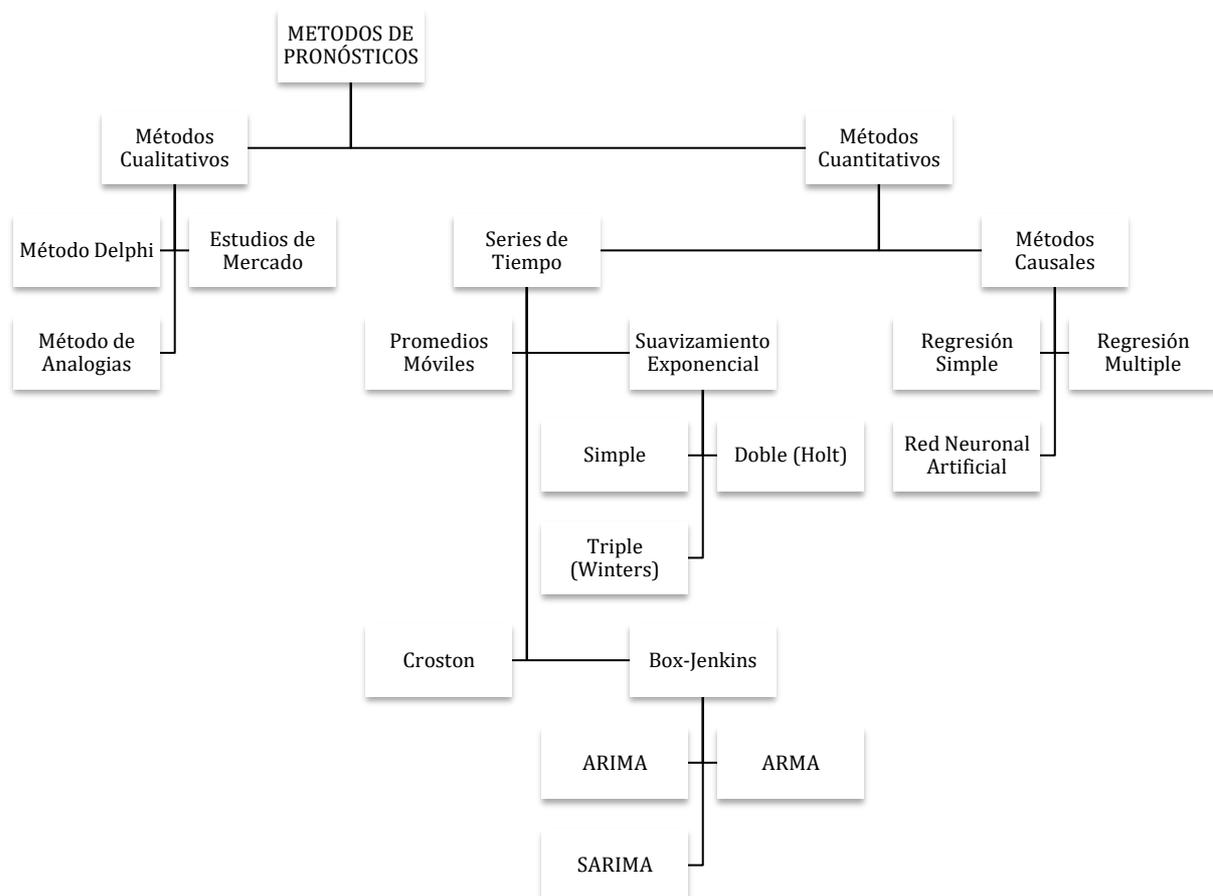


Figura # 1. Taxonomía de Métodos de Pronósticos. (Doganis et al., 2006)

Método de Promedios Móviles:

Un promedio móvil del orden N no es otra cosa que el promedio de las observaciones N más recientes. Así, para el tiempo dado se focaliza la observación a los pronósticos de un paso adelante (Nahmias, 2007).

Donde F_t , el pronóstico hecho en el periodo $t-1$ para el periodo t está dado por:

$$F_t = \frac{1}{N} \sum_{t-N}^{t-1} (D_{t-1} + D_{t-2} + D_{t-3} \dots + D_{t-N}) \quad (1)$$

Es importante mencionar que una de las debilidades del método del promedio móvil es que, cada vez que aparece una nueva observación de demanda, es necesario recalcular el promedio de las últimas N observaciones (Nahmias, 2007). Otra particularidad de los promedios móviles es que se queda detrás de la tendencia, por lo que no son la mejor alternativa para pronosticar cuando existe una tendencia en las series (Nahmias, 2007).

Método del Suavizamiento Exponencial

Para el suavizamiento exponencial, el pronóstico actual es el promedio ponderado del último pronóstico y el valor actual de la demanda (Nahmias, 2007). Donde un nuevo pronóstico es igual a:

$$F_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1} \quad (2)$$

Donde:

- D_{t-1} : es la observación actual de demanda
- F_{t-1} : es el último pronóstico
- $0 < \alpha \leq 1$ es la constante de suavizamiento, que determina la ponderación relativa colocada en la observación de demanda actual
- $(1-\alpha)$ es el peso asignado a las observaciones pasadas de la demanda

En esta fórmula se observa que el suavizamiento exponencial puede interpretarse como: el pronóstico en cualquier período t es el pronóstico en el período $t-1$ menos cierta fracción de error de pronóstico observado en el periodo $t-1$ (Nahmias, 2007).

- Cuando α tiene un valor alto, se produce mayor ponderación en la observación actual de la demanda que sobre las observaciones pasadas, dando como resultados, pronósticos que reaccionarían rápidamente a las fluctuaciones en los patrones de demanda; no obstante, no hay que perder de vista que podrían tener gran variación de período a período.

- Cuando α tiene un valor pequeño, se asigna más peso a los datos pasados y por tanto, los pronósticos resultan más estables.

Para el empleo de este método de pronóstico en las aplicaciones de producción se recomienda un valor de α entre 1 y 2, debido a que la revisión sustancial en estos pronósticos de demanda para la planeación de producción y programación puede causar estragos en los programas de trabajo de los empleados, en las listas de componentes de material y en las órdenes de compra externas (Nahmias, 2007).

El suavizamiento exponencial requiere que en cada etapa se parta de un pronóstico previo, pero dado que el suponer que el pronóstico inicial es igual al valor inicial de la demanda tendría un efecto extremadamente grande en los primeros pronósticos, se puede cumplir con este requerimiento utilizando el promedio aritmético de la demanda durante un número razonable de períodos como el pronóstico inicial (Nahmias, 2007).

Si bien el suavizamiento exponencial realizado con un valor más grande de α hace un mejor trabajo de seguimiento que la serie, para los objetivos que se persigue con la planeación es mejor la estabilidad proporcionada por una constante de suavizamiento menor (Nahmias, 2007).

Análisis de regresión:

Es un método que ajusta una línea recta a un conjunto de datos en base a la ecuación (3) (Nahmias, 2007):

$$\hat{Y} = a + bX \quad (3)$$

Sea \hat{Y} el valor predicho de Y, (siendo Y la variable dependiente y X la variable independiente). El objetivo es encontrar los valores de a y b de manera de que la recta $\hat{Y} = a + bX$ ofrezca el mejor ajuste de los datos. Los valores de a y b se eligen de manera que se minimice la suma de las distancias cuadráticas entre la línea de regresión y los puntos de los datos (Nahmias, 2007). Al aplicar el análisis de regresión al problema de diagnóstico, la variable dependiente corresponde al tiempo y la variable independiente a la serie que se va a pronosticar (Nahmias, 2007). Si D_1, D_2, \dots, D_n son los valores de la demanda en los tiempos 1, 2, ..., n donde:

$$b = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (4)$$

$$a = \bar{D} - \frac{b(n+1)}{2} \quad (5)$$

$$S_{xy} = n \sum iDi - \frac{n(n+1)}{2} \sum Di \quad (6)$$

$$S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4} \quad (7)$$

Siendo \bar{D} es el promedio aritmético de las demandas observadas durante los períodos 1, 2, ..., n.

Una de las desventajas más serias al emplear el método del análisis de regresión es el tener que actualizar los pronósticos conforme y cada vez que se va contando con nuevos datos (Nahmias, 2007).

Método de Holt:

Es un tipo de suavizamiento exponencial doble que permite un suavizamiento simultáneo en la serie y en la tendencia. Requiere de la especificación de dos constantes de suavizamiento α y β , y emplea dos ecuaciones de suavizamiento: la intercepción, para el valor de la serie; y la pendiente, para la tendencia (Nahmias, 2007).

$$S_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(T_{t-1} + G_{t-1}) \quad (8)$$

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 + \beta)G_{t-1} \quad (9)$$

Donde,

- S_t es el valor de la intercepción en el tiempo t
- G_t es el valor de la pendiente en el tiempo t

Si bien las constantes pueden ser las mismas, para la mayoría de las aplicaciones se da mayor estabilidad al estimado de la pendiente, es decir: $\beta \leq \alpha$

El pronóstico de τ pasos adelante está dado por:

$$F_{t,t+\tau} = S_t + \tau G_t \quad (10)$$

Métodos para Series Estacionales:

Según Nahmias (2007): “Una serie estacional es aquella que tiene un patrón que se repite cada N períodos, para algún valor de N (que es cuando menos 3)”. Para usar este método hay que precisar cuánto dura una estación, entendiendo como “duración de la estación” al número de períodos antes de que el patrón comience a repetirse.

De acuerdo con Nahmias (2007), una de las varias formas disponibles para representar la estacionalidad es suponiendo que existe un conjunto de multiplicadores, donde C_t representa la cantidad promedio que la demanda en el período de la estación está por encima o por debajo del promedio global. Estos multiplicadores son los comúnmente llamados “factores estacionales”

Método de Descomposición Estacional Usando Promedios Móviles:

Este método se emplea para estimar los factores estacionales en base al cálculo de los promedios móviles de N períodos, donde N es la duración de la estación. Si N es impar en lugar de par, los valores centrados coincidirán con los períodos en vez de estar entre períodos (Nahmias, 2007). Este método parte de la suposición de que el patrón de demanda de un producto puede ser descompuesto en los siguientes efectos: tendencia, variación estacional y variación aleatoria. Se asume que la forma en que los tres efectos o componentes están combinados es multiplicativa (Ghiani, 2005):

- Tendencia. - es la modificación a largo plazo de la demanda en el tiempo.
- Variación Aleatoria. - es causada por la naturaleza aleatoria de los eventos.
- Variación estacional. - es causada por la periodicidad

Método de Winters para los Problemas Estacionales:

Este método es un tipo de suavizamiento exponencial triple. Su ventaja radica en que es sencillo de actualizar a la medida que se dispone de nuevos datos. (Nahmias, 2007)

$$D_t = (\mu + G_t)c_t + \epsilon_t \quad (11)$$

Donde:

- D_t es la demanda en el tiempo t
- μ es la señal base o intercepción en el tiempo $t = 0$ excluyendo la estacionalidad
- G_t es el componente de tendencia o pendiente
- C_t es el componente estacional multiplicativo en el período t
- ϵ_t es el término de error

Para actualizar los cálculos de serie desestacionalizada, los factores estacionales y la tendencia se emplean tres ecuaciones de suavizamiento en cada período (Nahmias, 2007). El nivel actual de la serie desestacionalizada S , está dado por:

$$S_t = \alpha \left(\frac{D_t}{C_{t-N}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (12)$$

La tendencia se actualiza en una forma similar a la del método de Holt:

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \quad (13)$$

Los factores estacionales

$$c_t = \gamma \left(\frac{D_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)c_{t-N} \quad (14)$$

Finalmente, el pronóstico realizado en el periodo t

$$F_{t,t+\tau} = (S_t + \tau G_t)c_{t+\tau-N} \quad (15)$$

Proceso Ito (Real Option Approach):

El proceso Ito es una función de predicción que utiliza razones logarítmicas para establecer patrones de la variación de la demanda (Huang, et al, 2008). Establecida esta razón logarítmica se puede calcular la función "Real Option" que permita predecir la variación de demanda de acuerdo a cada producto analizado. El Proceso Ito comprende un componente de variación regular y un componente de variación aleatoria, para predecir la tendencia a largo plazo y la volatilidad aleatoria a corto plazo; además, este proceso tiene la propiedad Markoviana o carencia de memoria (Huang, Chang & Chou, 2008). Su principal aplicación se encuentra en la predicción del precio de acciones en mercados bursátiles, dada su capacidad de predicción alta para componentes de variación aleatoria (Weisstein, 2017). Matemáticamente el proceso Ito para una variable aleatoria X_t se formula como una ecuación de difusión estocástica:

$$dX_t = \mu(X_t, t) + \sigma(X_t, t) dz_t \quad (16)$$

Donde, $\mu(X_t, t)$ es la función de variación representando el componente de variación regular y $\sigma(X_t, t)$ es la función de difusión representando el componente de variación aleatoria (Yuh-Dauh, 2012). Además, se utiliza la variable Z_t la cual se asume que satisface el proceso estándar de Wiener (Proceso estocástico de tiempo continuo) (Huang, et al, 2008), y su volatilidad se puede expresar como:

$$dz_t = \varepsilon_t \sqrt{d\tau} \quad (17)$$

En donde, ε es una variable aleatoria normal estándar y τ es el intervalo de tiempo. Ahora, si se considera que las funciones de difusión no dependen del intervalo de tiempo, se puede usar una forma específica independiente del intervalo de tiempo:

$$dX_t = \mu(X_t, t) + \sigma(X_t, t) = \mu(X_t) + \sigma(X_t) \quad (18)$$

Por lo que la ecuación (18) se puede transformar en la siguiente:

$$dX_t = (X_t) + (X_t)dz_t \quad (19)$$

$$\frac{dx}{dt} = \mu dt + \sigma dz_t \quad (20)$$

A partir de la ecuación (20), se pueden derivar funciones para prácticamente cualquier distribución de probabilidad continua utilizando las series de Taylor (Huang, et al, 2008). Dependiendo de la distribución continua que muestren los datos, se procede a derivar la función adecuada para utilizar los procesos estocásticos establecidos y encontrar un modelo de pronóstico de demanda adecuado, usando una heurística para desarrollar la expansión de la función a través de series de Taylor hasta su segunda derivada (Weisstein, 2017), de esta forma encontrar las estimaciones para los modelos. Se genera una nueva función R_t la cual calcula la razón logarítmica de las diferencias de la demanda histórica entre cada periodo. De esta forma se puede calcular la variación de la demanda para obtener los parámetros de cada modelo.

$$R_t = \ln(X_{t+1}) - \ln(X_t) = \ln\left(\frac{X_{t+1}}{X_t}\right) \quad (21)$$

Dada esta razón logarítmica, se puede calcular la función "Real Option" que permita predecir la variación de demanda de acuerdo a cada producto analizado:

$$d\ln(X_t) \Rightarrow \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma dZ_t \quad (22)$$

La diferencia logarítmica o la variación de demanda entre cada periodo puede ser calculado y de esta forma predecir la demanda para el siguiente periodo.

$$X_{t+1} = X_t \left[\mu - \frac{1}{2}\sigma^2 \right] \Delta t + \sigma \varepsilon_t \sqrt{\Delta t} \quad (23)$$

En donde, Δt es el periodo de tiempo en el horizonte de tiempo, ε es una variable aleatoria de una distribución normal estándar: $N(0,1)$, X_t es la demanda en el periodo t , μ es la tasa esperada de crecimiento anual de la demanda y σ es la desviación estándar del crecimiento de la demanda.

Modelo ARIMA:

Una técnica más avanzada con series de tiempo es el método de Box-Jenkins (Box y Jenkins, 1970; Citado en Nahmias, 2007). Este método explota posibles dependencias entre valores de la serie de periodo a periodo. La consideración de estas dependencias puede mejorar sustancialmente dichos pronósticos. El modelo Box-Jenkins más general se conoce como el modelo de promedios móviles autorregresivo integrado (ARIMA, Autoregressive Integrated Moving Average). Los procesos autorregresivos y los procesos de promedios móviles son dos modelos de series de tiempo con autocorrelación. El término “integrado” se refiere a diferenciación. La diferenciación de primer orden significa derivar una nueva serie que es igual a las primeras diferencias de valores sucesivos de la serie original. La diferenciación es un medio para eliminar la tendencia y el crecimiento polinomial.

La idea básica del análisis de series consiste en que cada uno de estos componentes de las series puede ser analizado de forma separada para posteriormente, agregar los análisis parciales en un resultado conjunto.

$$X_t = \mu + \phi_p X_{t-p} + \phi_q X_{t-q} + \varepsilon_t \quad (24)$$

En donde, μ es la media de la serie de tiempo, ϕ son los parámetros del modelo y ε es un factor de error que sigue una distribución normal estándar.

Método Croston:

El método Croston se basa en la demanda intermitente, demanda que aparece esporádicamente; en donde ciertos periodos de tiempo no presentan demanda alguna. Este método separa los componentes de la demanda y del modelo en dos estimados:

- Intervalos de inter-demanda (tiempo entre observaciones)
- Magnitud de sus observaciones (tamaño demanda)

Los estimados se actualizan solo cuando la demanda es diferente de cero. Si existe demanda en todos los períodos entonces el método de Croston es idéntico al de suavizamiento exponencial simple (Croston, 1972). Este método se recomienda especialmente para productos con ventas ocasionales como pueden ser ciertos alimentos ligados a las tradiciones festivas de cada país (Johnston & Boylan, 1996).

Simulación de demanda

La simulación en computadora es una técnica poderosa para abordar problemas complejos. Una simulación en computadora es la descripción de un problema reducido a un programa; dicho programa está diseñado para recrear los aspectos clave de la dinámica de una situación real. Al correr el programa bajo diferentes condiciones y/o diferentes escenarios, se puede mediante un proceso de prueba y error, descubrir la mejor estrategia para manejar un sistema (Nahmias, 2007).

Simulación Montecarlo:

Se plantea un proceso de resolución numérica de las ecuaciones a través computadora, en específico desarrollar un proceso que involucre la simulación Monte Carlo, ya que ha mostrado una gran aplicabilidad para resolver modelos de proyecciones de series de tiempo en la literatura. Esta simulación Monte Carlo puede aproximar con mucha precisión cualquier tipo de proceso estocástico además que puede manejar la tendencia natural de la demanda (Huang, et al, 2008). Esta simulación se basa en la generación de números aleatorios como inputs para la variable de error de las ecuaciones del modelo planteado. Se generan un número N de corridas del modelo y luego se promedian los resultados para obtener lo más similar al patrón de demanda.

Variabes Antitéticas:

Además, se utilizará el concepto de variables antitéticas, con el cual es necesario generar solamente N/2 números aleatorios, ya que se usa el mismo número dos veces; en positivo y en negativo. De esta forma, se reduce la variabilidad entre los números aleatorios para reducir el tiempo y el error de la simulación. Se realizaron las corridas necesarias dentro de cada intervalo de tiempo para encontrar cifras más exactas y reducir el error de pronóstico. Las fórmulas desarrolladas buscan simular la demanda usando una media de variación μ y una desviación estándar de variación σ , sin embargo, el pronóstico generado a partir de estos valores solo representa un dato dentro de esta distribución de probabilidad, por lo que la simulación Montecarlo y el teorema del límite central permiten encontrar un estimado del valor central de variación de esta serie de datos (Huang, et. al. 2008). Al aumentar el número de iteraciones aumenta el grado de similitud entre el valor obtenido y la medida de tendencia central de la distribución, debido a esto se necesita un número considerablemente grande de iteraciones para poder alcanzar este valor central; para optimizar esto se emplea el método

antitético, el cual utiliza un número con signo opuesto para cada número aleatorio generado. En otras palabras, para cada número aleatorio generado existe un número exacto, pero con signo negativo. La idea de utilizar una generación de números aleatorios usando un método antitético es poder reducir la variación generada en la fórmula usada para pronosticar. Al reducir la variación de los datos generados se puede alcanzar un valor de tendencia central mucho más ajustado a la variación real de los datos, con lo que se reduce el número de iteraciones necesarias.

Error Porcentual Medio Absoluto

Formalmente el error de pronóstico se define como $e_t = A_t - F_t$ donde A_t es la demanda real en el período t y F_t es la demanda pronosticada para el mismo período; por lo que se mide la diferencia entre la demanda y el pronóstico. Se pueden utilizar diferentes métodos de análisis de error de pronóstico, pero en este estudio se usa el método llamado MAPE (Mean Absolute Percent Error), el cual mide la desviación del pronóstico con respecto a la variación real de la demanda (Oliveros, 2011). Matemáticamente este error de pronóstico se define como:

$$MAPE = \frac{1}{n} \left(\sum_1^n \left(\frac{|D_i - F_i|}{D_i} \right) \right) \quad (9)$$

Donde el numerador representa la diferencia entre la demanda real y la pronosticada en el período t y el denominador representa la demanda del período t (Oliveros, 2011). Como este modelo está basado en la variación estocástica de la demanda, esta tasa de error es adecuada ya que mide la precisión de esta variación. Existe una gran variedad de ecuaciones para calcular el error de pronóstico, pero en este estudio se utiliza MAPE.

INVENTARIOS:

Un inventario está definido como un grupo de bienes almacenados en una empresa para ser manufacturados, transportados o vendidos. Son necesarios para la producción y contribuyen a una mayor satisfacción del cliente (Stevenson, 2007). Los inventarios en el contexto de manufactura se clasifican en 4 tipos:

- Materias primas: recursos que requiere la actividad de producción o procesamiento de la empresa.

- Suministros: insumos adicionales necesarios para producir bienes que en la mayoría de casos no tienen un valor relevante o no constituyen significativamente la parte física del producto final
- Productos en proceso: inventario que espera en el sistema para ser procesado
- Productos terminados: output final del proceso de producción. (Nahmias, 2007)

La presente investigación tratará solamente con inventarios de bienes terminados. Dentro de este contexto, existen varias razones a favor del mantenimiento de inventarios de productos terminados, Stevenson (2007) y Nahmias (2007) señalan las principales:

- Lead time: que es el tiempo entre que se emite una orden de producción hasta que se la recibe. Si este tiempo es particularmente largo no permite abastecer inmediatamente las demandas esporádicas, el inventario existente permite cumplir con estos pedidos.
- Economías de escala: casos en donde cada corrida de producción representa altos costos de set up, preparación y producción; por lo que producir cantidades relativamente grandes de artículos en cada corrida y almacenarlas para un uso futuro, puede economizar los costos unitarios repartiéndolos en una mayor cantidad de unidades.
- Incertidumbre de la demanda: La falta de conocimiento sobre la demanda externa obliga a las empresas a mantener inventarios en caso de pedidos no planificados, reduciendo así el riesgo de desabastecimientos o pérdida de ventas, y conservando un nivel de servicio adecuado.
- Costos de control: Mantener un sistema de inventarios requiere relativamente el mismo nivel de control si se tienen altos niveles de inventario como bajos.

Asimismo, existen también varias razones por las que se aconseja evitar altas cantidades de inventario:

- Costo de capital: costo de tener una inversión monetaria inmóvil que no genera flujo alguno en un momento de tiempo.
- Manejo de espacio: a mayor inventario, mayor necesidad de espacio, y por ende mayor costo.
- Caducidad de producto: Los inventarios, sobre todo de alimentos, pueden llegar a caducarse o dañarse y representan una pérdida importante ya que es muy difícil recuperar su valor invertido. De hecho, un tercio del total de productos de alimentos producidos para humanos en el mundo es desperdiciado (Doung et al., 2015).

- Costo de mantenimiento: costo que cualquier empresa incurre por conservar de manera óptima los inventarios de sus bienes terminados.

Miner & Transchel (2010) indican que se debe buscar un balance entre estos dos enfoques, en el cual se asignen políticas adecuadas de inventario que satisfagan los requerimientos del cliente y a la vez minimicen los costos que se incurren en estas. Es importante mencionar que hay una gran cantidad de literatura respecto a modelos de inventarios para productos de alimentos, sin embargo, estos están enfocados a nivel de minorista, retail o supermercados. Este caso de estudio está enfocado a una empresa productora de alimentos.

Modelos de inventarios

Los modelos de inventario son funciones que buscan cumplir los objetivos de minimizar costos y satisfacer al cliente. Depende de las características de la demanda y las políticas de producción del caso en estudio los tipos de modelos que pueden ser aplicados. Nahmias (2007) señala que los modelos de inventarios pueden ser clasificados según los siguientes supuestos:

- Demanda:
 - o Demanda determinística, pedidos conocidos en todo momento.
 - o Demanda estocástica, demanda probabilística o desconocida, la cual es aproximada mediante una distribución de probabilidad.
- Tipo de revisión:
 - o Revisión continua, tipo de revisión donde se conoce en cualquier punto del tiempo la cantidad de inventario existente.
 - o Revisión periódica, los productos son revisados en puntos discretos entre periodos constantes de tiempo.
- Faltantes:
 - o Faltantes permitidos, los productos pueden ser acumulados con el fin de ser abastecidos en el futuro, o simplemente el modelo considera el costo de ventas perdidas por faltantes.
 - o Faltantes no permitirlos, el modelo asume que todos los pedidos se cumplen, por ende, no se incurre en costos por pérdidas (Hillier & Lieberman, 2010).
- Costos:
 - o Costos Fijos, costos que no dependen de la cantidad producida.

- Costos Variables, costos que dependen de la cantidad producida a lo largo del tiempo.
- Lead time:
 - Modelos que consideran lead time, significa que las corridas de producción toman un tiempo en ser realizadas, y este tiempo debe ser tomado en cuenta al momento de plantear las políticas de inventario que busquen suplir la demanda.
 - Modelos que no consideran lead time, se asume que este tiempo es nulo, y que el reabastecimiento de productos es inmediato.

Se han desarrollado varios modelos que cumplan según estos supuestos, las características reales de una empresa. En lo que corresponde a la empresa de alimentos, las características que muestra son una demanda estocástica y desconocida, con revisión de inventario periódico y los productos faltantes son permitidos. Por lo que los modelos de demanda estocástica que cumplen con estas características son revisados a continuación para identificar cual es el modelo adecuado para esta empresa.

Sistemas de punto de reorden-tamaño del lote.

Para este modelo, se considera que los artículos que no fueron vendidos continúan teniendo valor en el mercado durante varios periodos. Para estos casos se usa un sistema de punto de reorden y tamaño del lote, el cual se basa en la suposición de que los inventarios se revisan en forma continua, es decir, que el estado del sistema se conoce en todo momento. Éste consta de dos variables de decisión: Q y R. Q es el tamaño de pedido y R es el punto de reorden. Así, cuando el inventario de existencias alcanza R, se hace un pedido de Q unidades. El modelo también permite un tiempo positivo de demora de pedido. La demanda sobre el tiempo de demora es la clave para la incertidumbre en el problema, ya que el tiempo de demora es el tiempo de respuesta del sistema. Se calculan los valores óptimos de Q y R según las ecuaciones (25) y (26):

$$Q = \sqrt{\left(\frac{2\lambda(K+pn(R))}{h}\right)} \quad (25)$$

$$1 - F(R) = \frac{Qh}{p\lambda} \quad (26)$$

En donde los parámetros de costo incluyen un costo fijo de pedido K, un costo de penalización unitario para demanda insatisfecha p, y un costo unitario de tiempo de retención h. Se interpreta λ como la tasa anual promedio de la demanda. Para resolver estas ecuaciones se requiere un método de solución iterativo, método en el que se calculan valores de Q y R hasta

encontrar una convergencia en la que los valores óptimos de Q y R queden a menos de una unidad de su valor anterior (Nahmias, 2007).

Niveles de servicio en los sistemas (Q, R).

Usando los mismos conceptos del modelo Q, R; se puede incluir el tipo de servicio que la empresa quiere brindar a sus clientes; el servicio tipo 1 es la probabilidad de no quedarse sin mercancía en el tiempo de demora y está representado por el símbolo α . El tipo 2 es la proporción de las demandas que se surten con las existencias y está representado por el símbolo β . La solución requiere utilizar las tablas de pérdidas estandarizadas $L(z)$ (Nahmias, 2007).

Sistemas de revisión periódica bajo incertidumbre.

Los modelos de revisión periódica son pertinentes cuando un producto no vendido puede utilizarse en periodos futuros. En este caso, la forma de la política óptima se conoce como una política (s, S). Se establece un valor de u que es igual al inventario inicial en cualquier periodo. Entonces la política (s, S) indica que, si u es menor o igual a s, hacer un pedido de cantidad S. Si u es mayor que s, no pedir nada (Nahmias, 2007).

El modelo del repartidor de periódicos.

Este modelo es una heurística desarrollada que imita las características de un proveedor de periódicos que decide cuántos diarios comprar para vender durante un día. Como la demanda diaria es muy variable, se la modela con una variable aleatoria, D. Se asume que Q es el número de periódicos que compra. Si Q es demasiado grande, se queda con diarios sin vender, y si Q es demasiado pequeño, no satisface algunos pedidos. Si C_o es el costo unitario de excedente de mercancías, y C_u es el costo por faltantes de mercancía; entonces, el número óptimo de diarios que debe comprar al iniciar el día, siendo la cantidad óptima Q^* :

$$F(Q^*) = \frac{C_u}{C_u + C_o} \quad (27)$$

donde $F(Q^*)$ es la función de distribución acumulada de D evaluada en Q^* que es la misma probabilidad de que la demanda sea menor o igual a Q^* . La variable de decisión Q es la cantidad de unidades que se comprarán al principio del periodo. El objetivo del análisis es calcular un valor de Q que minimice los costos en los que se espera incurrir al final del periodo.

Es apropiado utilizar el modelo de repartidor de periódicos para un problema que esencialmente reinicia desde cero el inventario cada periodo. El periódico de ayer ya no tiene valor en el mercado, salvo por el posible valor que pudiera tener el papel en sí.

Sistemas Multiproducto:

Una cuestión que surge en los sistemas multiproducto es determinar la cantidad de esfuerzo que se debe emplear para manejar cada artículo. Nahmias (2007) afirma que no todos los productos merecen una política de inventario, sino solo los que tienen un mayor peso en cuanto a las ganancias de la empresa. Para eso, este autor propone un sistema ABC según la importancia de cada producto y señala que los productos A deben recibir mayor atención que los demás, sus niveles de inventario deben revisarse con frecuencia y se requiere llevar un alto nivel de servicio. Los productos B no necesitan un escrutinio tan cercano, y los productos C, por lo general, no se piden en grandes cantidades, por lo que no se recomienda la aplicación de una política de inventario. Es así como las políticas de inventarios solo son recomendadas para productos de clase A, y ciertos de clase B.

CASO DE ESTUDIO

Por motivos de confidencialidad el nombre de la empresa será referida como “Empresa de Alimentos”. Esta empresa es un grupo formado por la fusión de 5 microempresas de la industria de alimentos que sirve al mercado industrial, mayorista y de consumo de productos y servicios de calidad. Está conformada por 800 personas y tiene más de 100 años de experiencia. Cuenta con una completa cadena de suministro desde la importación de la materia prima hasta la comercialización. La materia prima es principalmente importada desde Estados Unidos y Canadá, y llega al Puerto de Manta; desde donde se distribuye a las cinco plantas de producción ubicadas en: Manta, Quito, Cayambe, Amaguaña y Cajabamba. Hoy en día son los primeros a nivel nacional dentro de su mercado. Existe una gran cantidad y variedad de productos, cada uno con una demanda diferente, razón que invoca un mejoramiento de su sistema de manejo de pronósticos de venta.

Detallando, la empresa tiene tres ejes de servicio:

- Línea de Consumo Masivo: Producción de panes y pasteles empacados
- Línea Industrial: Harinas e insumos para panificación, pastas y repostería.
- Programas sociales: Alimentación a niños de sectores marginales.

Este estudio se enfoca en la línea de consumo masivo de la planta de producción ubicada en Quito, la cual produce panes de molde, pasteles frescos y productos empacados y distribuidos a todo el país. Esta planta tiene dos líneas de producción: una automática y una semiautomática, que se diferencian por el tipo de molde y el tipo de horneado (Herrera, 2017).

Dentro de esta línea de consumo masivo se producen 63 productos diferentes los cuales son distribuidos a través de diferentes canales a todo el país. Todos los productos analizados en este estudio son panes de molde. La producción se realiza a través de lotes por lo cual solo se puede producir un número específico de un producto a la vez. Estos productos al ser alimentos tienen un tiempo de vida de 15 días (Herrera, 2017), lo que se considera una vida corta y perecible. Según lo estipulado en el sistema de inventario de la empresa, los productos de la Planta de Panes entran en la clasificación de categorías ABC de acuerdo a su margen de ganancia, su volumen de ventas y su variabilidad de demanda es alto. Se genera una matriz en la cual se otorga ponderaciones según cada criterio mencionado y de acuerdo a la puntuación obtenida se clasifica a cada producto como A, B o C.

Los productos al ser alimentos tienen una vida útil corta, el producto desde que es fabricado

tiene una vida de 15 días, es decir que después de dos semanas de su producción, éste se caduca y ya no puede ser consumido. Para ilustrar, si un pan fue producido en el día 1 de cualquier mes, puede ser entregado a su cliente (retail) hasta el día 3. Además, si el producto no ha sido consumido hasta el día 10, este es devuelto a la empresa de alimentos, la cual asume los costos de sobrantes. Por lo que en realidad estos productos tienen un tiempo en percha dentro de los retailers de 9 días en el mejor de los casos. Estas políticas causan que muchos productos sean desechados y por ende las ganancias netas de la empresa de alimentos se vean perjudicadas.

En el manejo actual de la empresa de alimentos se recolectan datos de los pedidos realizados, en lugar de las ventas realizadas, de esta forma se obtiene información de la demanda real y no de la demanda satisfecha. Los datos de ventas no son necesariamente la mejor información ya que las ventas un producto con stock bajo “representaría” una demanda satisfecha, pero no al revés, es decir, no representan el comportamiento real del consumidor. (Goebers, 2013). Se considera la fecha de entrega del producto como la fecha de demanda, en lugar de la fecha en la que se realizó el pedido. Cabe recalcar también que la producción varía diariamente, los pedidos de los clientes son realizados con un día de anticipación. Además, existe un stock de seguridad adicional al pedido de cada día, por lo que la cantidad de producción para un día es igual al pronóstico de dicho día más el stock de seguridad. El stock de seguridad es calculado mediante el promedio de las desviaciones entre el pronóstico y la demanda real de los últimos 6 meses (Herrera, 2017).

En la empresa de alimentos, actualmente los pronósticos son realizados usando el método de promedios móviles con 4 periodos. La forma de realizar cada promedio es clasificando la demanda de los productos de acuerdo al día de la semana al que pertenecen. Por ejemplo, la predicción de un lunes es el promedio de los últimos cuatro lunes de demanda; y así para cada día de la semana. En esta empresa, los productos analizados tienen una demanda con un comportamiento muy volátil, esto implica que no existen patrones constantes en la demanda a los cuales los modelos de proyección tradicionales se puedan ajustar fácilmente. El análisis de los datos de las ventas de estos productos es crucial para entender este comportamiento volátil. Este aspecto variable genera el principal problema dentro de la planificación de la demanda de esta empresa, el error de pronóstico; razón por la cual es necesario desarrollar un modelo de proyección de demanda que se aplique a estos productos para reducir el error de pronóstico, con el objeto de alcanzar un máximo de 20%, según lo estipulado por la empresa.

METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

Planificación de etapas.

1. Definir.
 - a Definición de productos a analizar
 - b Clasificación de productos en categorías.
2. Medir.
 - a Recolectar información sobre la demanda histórica.
 - b Organizar y clasificar datos.
 - i Clasificación por día de la semana
 - ii Agrupación por familias de productos
 - iii Acumulación de demanda por semanas
3. Analizar.
 - a Análisis del comportamiento de la demanda.
 - b Modelos de Pronósticos.
 - i Calcular fórmulas para los modelos de pronóstico de demanda.
 - ii Estimar parámetros necesarios para dichos modelos.
 - iii Simular la demanda en software de computadora.
 - iv Mejoramiento de modelos mediante variables asociativas.
 - c Modelos de Inventario.
 - i Selección de modelos adecuados.
 - ii Estimar parámetros necesarios para dichos modelos.
4. Implementar.
 - a Pronósticos.
 - i Pronosticar la demanda futura.
 - ii Medir su precisión, error de pronóstico.
 - iii Seleccionar mejor criterio de agrupación de datos
 - b Inventarios
 - i Resultados de modelos de inventario.
5. Controlar.

DEFINIR:*Definición de Productos a analizar:*

Los productos analizados son los panes, pasteles y productos empacados de la línea de consumo masivo de la empresa. Todos estos productos son producidos en la planta de Quito y en términos de control de producción son los que más atención necesitan actualmente. Establecer los productos que mayor atención necesitan y clasificar la información de acuerdo al sistema ABC mencionado anteriormente.

Estos productos son impredecibles en términos de pronósticos, por lo que los métodos utilizados de proyección no han tenido resultados efectivos. Se necesitan modelos alternativos de pronósticos que permitan simular este comportamiento estocástico de demanda.

MEDIR:*Recolectar información sobre la demanda histórica:*

De los productos establecidos se recolecta la información sobre los datos históricos de las ventas. Estos datos se disponen de tres años hacia atrás, ya que el sistema de registro de información SAP (Sistemas, Aplicaciones y Productos) de la empresa fue instalado hace aproximadamente tres años. En total, estos bienes suman 63 productos diferentes o lo que se conoce como SKU, cada uno de estos productos tiene un empaque y presentación única, el proceso de producción es diferente y por supuesto tienen una demanda diferente. Eliminando los productos que son de temporada navideña y los productos que han sido descontinuados en la producción, se consigue una reducción de 63 a 50 productos en total.

Debido a que los productos son alimentos, depende mucho en qué días existen picos de demanda en los supermercados y tiendas, que son independientes de la producción de la empresa. Además, la temporada del año, los feriados y estaciones influyen mucho en la demanda de estos productos.

En la figura # 2 se muestra la demanda total en el año 2017, desglosada de acuerdo con dos criterios: el primero es la cantidad de demanda que pudo ser suplida por la empresa, el segundo desglose corresponde al cliente principal (por criterios de confidencialidad, omitiremos el nombre) que representa el 72% de la demanda total y el resto de clientes que representan el 28% de la demanda sobrante. La tercera columna representa la demanda no

satisfecha, el porcentaje de incumplimientos al cliente principal representa el 90% de los incumplimientos totales.

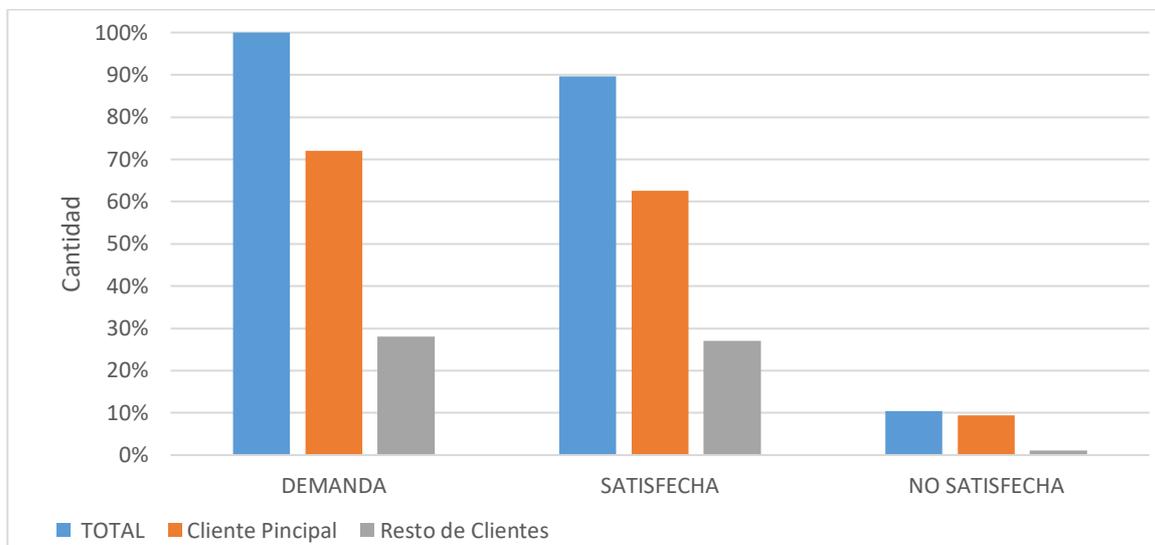


Figura # 2. Comparación demanda total, demanda satisfecha vs demanda no satisfecha.

Elaboración propia

Organizar y limpiar los datos.

Los datos fueron obtenidos mediante tres archivos de Excel, cada uno con aproximadamente 15 millones de celdas de información, la cual tuvo que ser clasificada para poder trabajar. De la información descargada del programa SAP (Sistemas, Aplicaciones y Productos) de la empresa, se requirió una extensa organización de los datos para agruparlos de acuerdo a diversas categorías, por ejemplo, productos, días, semanas, meses, años, clientes, categorización ABC, etc. Estas categorías permiten visualizar y entender la información para poder tomar decisiones sobre el acercamiento de predicción adecuado.

Una vez obtenidos, limpiados y organizados los datos, se realizan diferentes agrupaciones o clasificaciones de la demanda de acuerdo a los criterios: semanas, días y familias de productos. Con esto se pretende encontrar la agrupación que muestre los mejores resultados al evaluar los modelos de pronósticos. A continuación, se exponen las razones por las cuales los datos fueron agrupados y los beneficios de estas agrupaciones.

Clasificación por día de la semana:

Una categorización clave de categorías fue de acuerdo a cada día de la semana, se ha observado en un análisis previo que los patrones son similares de acuerdo a cada día de la semana y que los datos varían mucho a través de cada semana. Cabe recalcar que, solamente los días domingos no se despachan productos ya que se da mantenimiento a las máquinas en los días sábados. En las figuras 3 y 4, se muestra la demanda graficada en función del tiempo en los periodos de Enero y Febrero del año 2017; con estos gráficos se pretende ilustrar la diferencia en el comportamiento de la demanda al representarla a través de cada día de la semana y a través de solo un día de la semana:

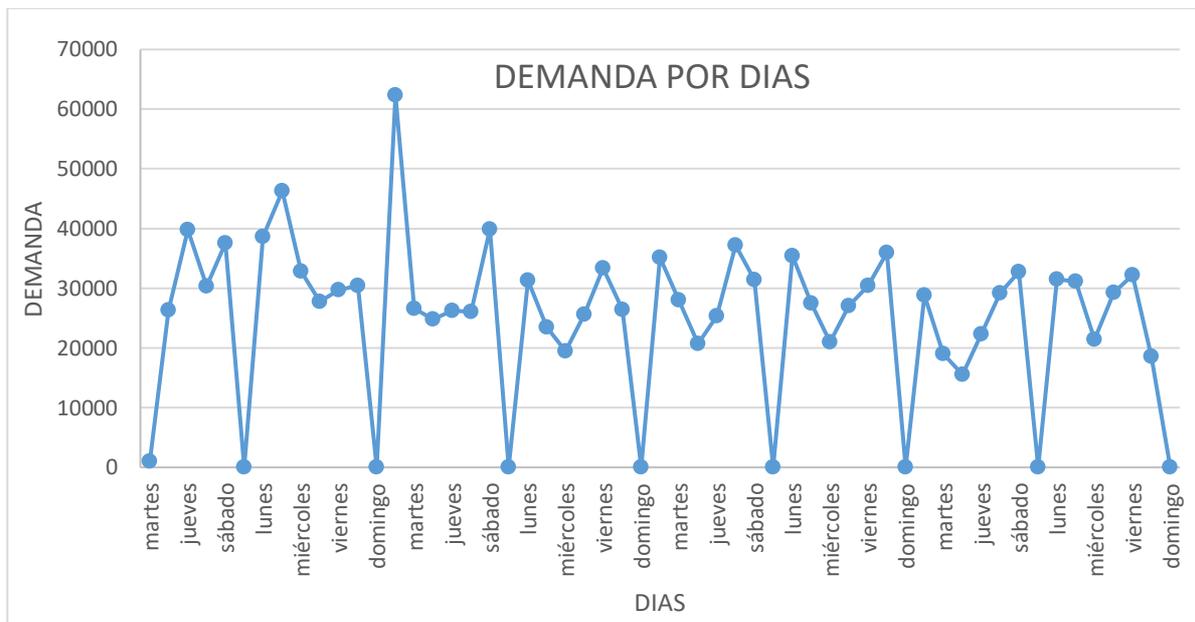


Figura # 3. Demanda Total Acumulada por días. Periodo: Enero – Febrero 2017.

Elaboración propia

La figura # 3 representa la demanda acumulada en el mismo periodo que la figura 4, pero en el segundo los datos están filtrados para ilustrar únicamente la demanda de los días jueves. Se puede ver como la variabilidad de la demanda se reduce y la gráfica muestra un comportamiento relativamente lineal a través del tiempo.

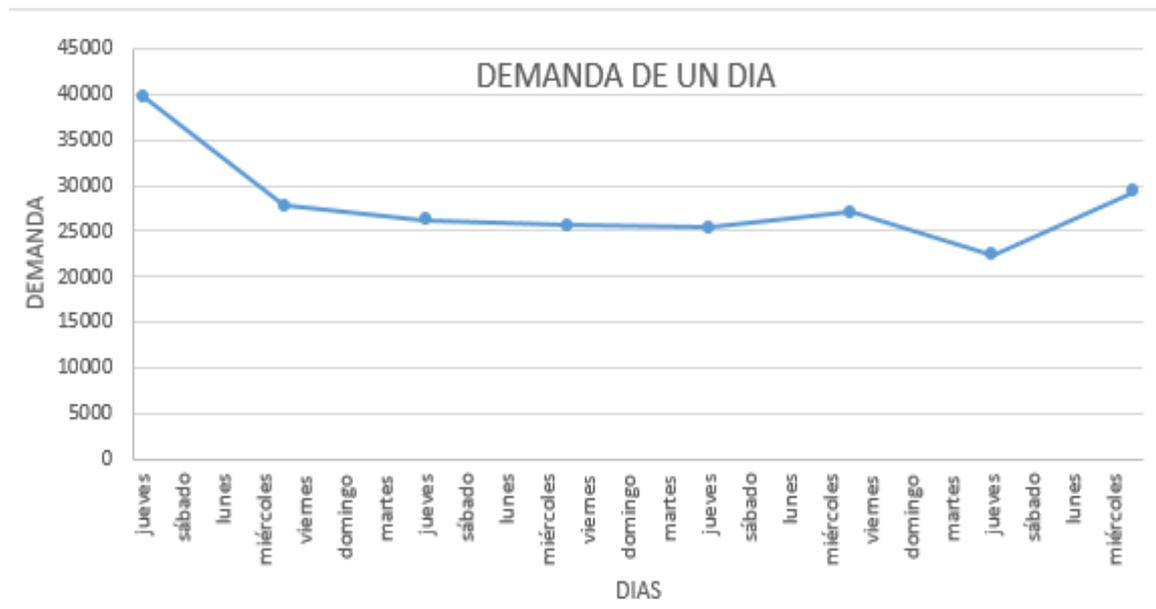


Figura #4. Demanda Acumulada días jueves. Elaboración propia

Según Goebers (2013), al analizar la demanda de las tiendas de pan en la ciudad de Eindhoven, Holanda; se encontró que el patrón intra-semana es uno de los efectos presentes en todas las tiendas probadas. El comportamiento de la demanda de pan está completamente influenciado por cada día de la semana, teniendo picos los días viernes, sábados, domingos y lunes; y valles en los días martes, miércoles y jueves.

Agrupación por semanas:

La agrupación por semanas quiere decir que la demanda de cada semana es sumada con el fin de reducir la variación intra-semana. Existen dos razones principales por las que se agrupa la demanda por semanas: la primera es que los factores influyentes en las alzas y bajas de demanda como promociones, temporadas, vacaciones, etc. afectan a toda la semana, no solamente a un día. La segunda es que los patrones de largo plazo como tendencia o estacionalidad son más fáciles de detectar al observar la demanda de toda una semana en lugar de un solo día (Taylor, Fearne, 2009).

Agrupación por familias:

Los criterios de agrupación por familias de productos fueron establecidos por la empresa de alimentos de acuerdo con el tamaño del molde y a los ingredientes de cada producto. En total se forman 9 familias de productos, reduciendo de forma considerablemente la cantidad de productos a analizar. Cabe recalcar que no todas las familias tienen el mismo número de productos. En la tabla # 1 se muestra información sobre la demanda de cada una de las familias para entender el comportamiento de cada familia de productos. De los aspectos que

resaltan es que la familia 2 tiene la mayor demanda total, la familia 1 tiene la mayor demanda por producto y la familia 5 presenta el mayor coeficiente de variación, lo cual indica que la variabilidad entre la demanda de diaria es muy alta.

Tabla # 1. Información sobre demanda de cada familia de productos.

Valores en miles de unidades	TOTAL 2016	TOTAL 2017	Total general	Número de Productos	Venta por Producto Promedio	Promedio Demanda Diaria	Desviación Estándar	Coeficiente Variación
FAMILIA 1	1487	1878	3378	4	800	5,3	2,32	43%
FAMILIA 2	3137	3276	6403	9	700	10,2	3,77	37%
FAMILIA 3	754	952	1698	4	400	2,7	1,27	47%
FAMILIA 4	125	128	245	2	100	3,9	0,23	60%
FAMILIA 5	122	430	553	5	100	8,8	1,54	173%
FAMILIA 6	1064	1373	2433	9	300	3,9	1,70	44%
FAMILIA 7	376	643	1015	4	300	1,6	0,92	56%
FAMILIA 8	512	549	1058	6	200	1,7	0,99	59%
FAMILIA 9	874	1157	2022	7	300	3,2	1,54	48%
TOTAL	8,41	10399	18808	50				

La principal razón por la cual resulta conveniente agrupar los productos en familias es el principio de sustitución en panes, los clientes al no encontrar el producto de su preferencia lo sustituyen por otro similar (Goebers, 2013); este producto similar pertenece a la misma familia por lo que al realizar pronósticos agrupados por familias puede satisfacer la demanda del consumidor de mejor forma. Es decir, la planeación por familias permite evitar un stock out de un producto, ya que en general al no encontrar el producto de preferencia, este es sustituido por otro producto de la misma familia. Además, se reduce considerablemente la variación de la demanda, la variación de una familia no es igual a la suma de las variaciones individuales de cada producto dentro de esa familia (Goebers, 2013).

ANALIZAR:*Análisis del comportamiento de la demanda:*

Esta investigación pretende usar modelos de proyección de demanda utilizados para predecir comportamientos estocásticos, debido a la naturaleza impredecible de la demanda de los productos. Se empieza por analizar su comportamiento para reconocer patrones de cambio en la demanda y su regularidad. El análisis pretende identificar el proceso de difusión aleatorio asociado con la variación de la demanda; a través de los modelos mencionados.

En la tabla # 2, se muestra una primera imagen global de los datos, donde se encuentra la demanda acumulada de todos los productos por meses de los años 2015, 2016 y 2017. Al observar la última fila de sumatoria por año, se puede ver que la demanda cae en el año 2016 y se eleva considerablemente en el año 2017.

Tabla # 2. Demanda mensual acumulada de todos los productos

MES	2015	MES	2016	MES	2017
enero	842405	enero	585433	enero	815107
febrero	671002	febrero	557892	febrero	745380
marzo	712396	marzo	622130	marzo	891093
abril	665903	abril	699340	abril	797231
mayo	831957	mayo	715490	mayo	857966
junio	888632	junio	744129	junio	891367
julio	831541	julio	771121	julio	972302
agosto	718068	agosto	724148	agosto	830594
septiembre	815806	septiembre	728878	septiembre	850657
octubre	831263	octubre	826243	octubre	941055
noviembre	676583	noviembre	785591	noviembre	848906
diciembre	729746	diciembre	815680	diciembre	1058418
PROMEDIO	767942	PROMEDIO	714673	PROMEDIO	875006
SUMA	9215302	SUMA	8576075	SUMA	10500076

En la figura # 5 se muestra la demanda de pan acumulada por meses, como se puede observar no existen patrones regulares en la demanda, no hay estacionalidad ni tendencia, por lo cual se desglosa la demanda hacia la figura # 6 donde se muestra la demanda acumulada por semanas, en busca de patrones regulares que permitan direccionar los métodos de pronósticos. Como se muestra, tampoco se pueden reconocer patrones en el comportamiento de la demanda; por lo que se replantea la búsqueda del modelo adecuado

de pronóstico a través de prueba y error, probar los modelos revisados en el marco teórico con diferentes parámetros para comparar la precisión de los mismos.

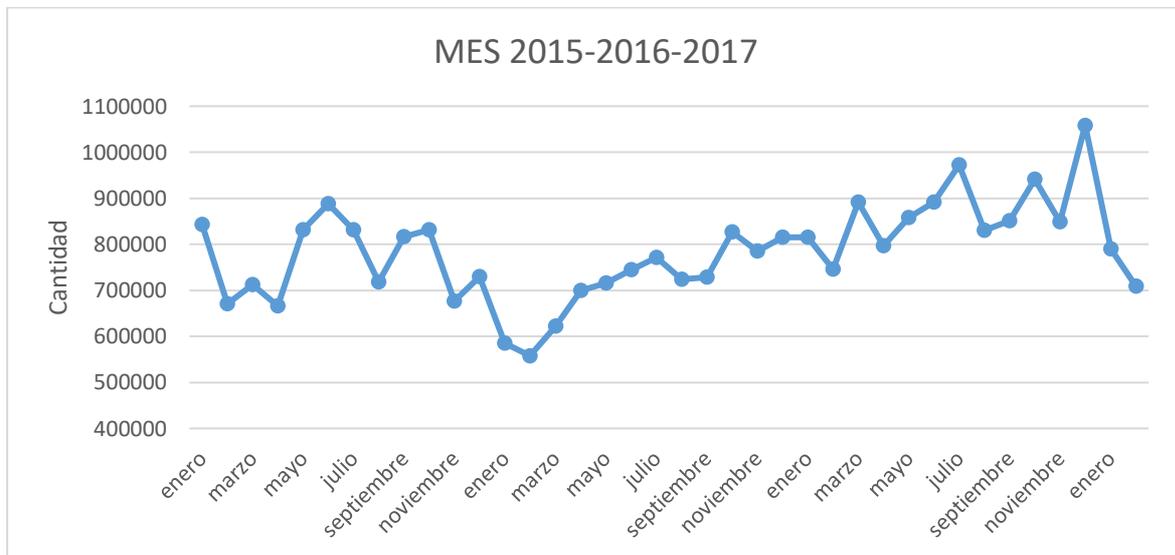


Figura # 5. Demanda Acumulada por Meses. Elaboración Propia

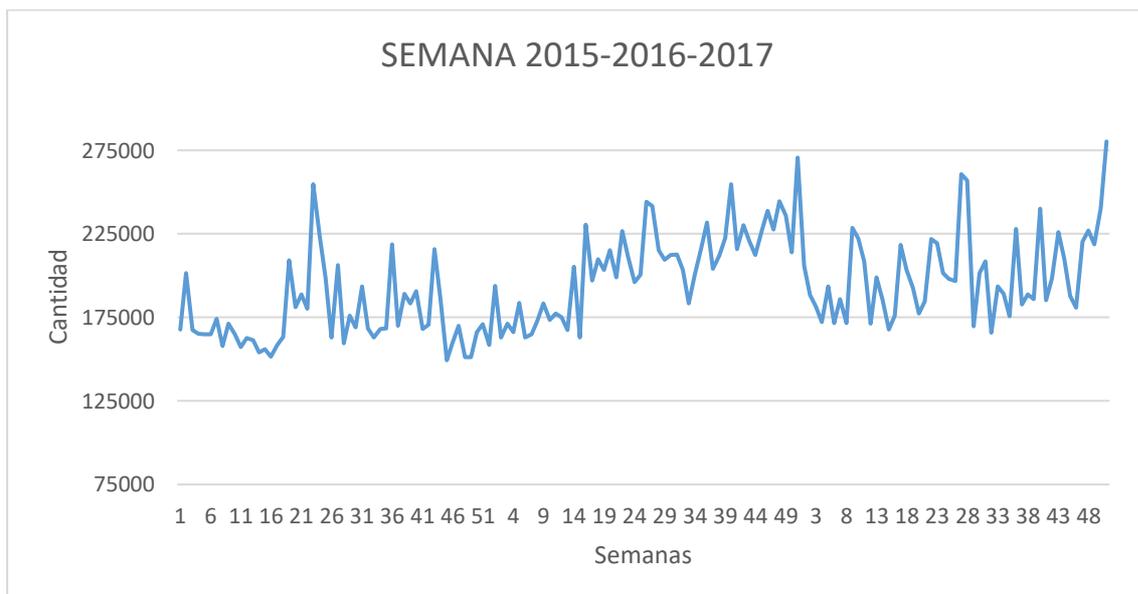


Figura # 6. Demanda Acumulada por Semanas. Elaboración propia

Obtener patrones continuos de demanda:

Se procede a obtener los patrones de probabilidad de la demanda de dichos productos, debido a que se está trabajando con modelos estocásticos. Se pretende entender en que momentos

de las series de tiempo existen irregularidades que se puedan replicar en el futuro. Hay varios aspectos que considerar en esta etapa ya que para los modelos planteados solo se puede trabajar con distribuciones continuas, que tengan un ajuste considerablemente bueno.

Existen 50 productos cada uno tiene una demanda diferente en cada día de la semana (excepto el domingo) por lo que, agrupados, existen $50 \times 6 = 300$ diferentes clústeres de demanda. Por lo cual, mientras más similares sean los patrones de demanda de estos clústeres, menor es el tiempo necesario para encontrar ajustes a estos clústeres y por ende habrá un número menor de modelos de pronósticos. Dentro de estos modelos, las variables independientes son los datos históricos de los pedidos realizados en la empresa de alimentos. Las variables dependientes vendrían a ser el pronóstico de la demanda en el periodo de tiempo t y el error de dicho pronóstico en tal periodo.

Métodos de Pronósticos;

Para resumir los métodos de pronósticos analizados se clasifican en la tabla # 3, donde además se da una observación sobre si cada uno de los métodos es aplicable o no a los patrones de demanda de los productos estudiados.

Tabla # 3. Aplicabilidad de los Métodos de Pronósticos

MÉTODO DE PRONÓSTICO	OBSERVACIONES	APLICA
Promedio Móvil	Pequedio fluctuaciones, datos con aleatoriedad Sin tendencia ni estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003)	SI
Suavizamiento Exponencial Simple	Sin tendencia ni estacionalidad Varianza oscila en cierto nivel en torno a una base constante (Barbosa et al., 2015)	SI
Suavizamiento Exponencial Doble	Tendencia en la serie de tiempo (Delgadillo, Ruiz et al., 2016). Sin estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003) Tendencia debe ser lineal (Nahmias, 2007)	NO
Suavizamiento Exponencial Triple	Tendencia y estacionalidad (Nahmias, 2007)	NO
Método Croston	Demanda intermitente (Syntetos & Boylan, 2005)	NO
Box – Jenkins	ARMA, ARIMA, SARIMA Demanda no estacionaria Demanda estacional (Green, 2011)	NO
Regresión simple y múltiple	Método causal Asume relación entre causa y efecto de otras variables Estabilidad a través del tiempo (Nahmias, 2007)	SI
Proceso ITO, Real Option Approach.	Alta variabilidad en los datos Patrones irregulares y aleatorios (Huang, et al. 200)	SI

De acuerdo a la tabla #3 se puede concluir que los modelos que son aplicables a este caso de estudio son: promedios móviles, suavizamiento exponencial simple, regresiones y Proceso Ito. Ahora es necesario derivar las fórmulas necesarias y estimar los parámetros necesarios para dichos modelos. Dependiendo de la distribución continua que muestren los datos, se procede a derivar la función adecuada para utilizar los procesos estocásticos establecidos y encontrar un modelo de pronóstico de demanda adecuado, de esta forma encontrar las estimaciones para los modelos.

Promedio Móvil:

Se aplicó una serie de Promedios Móviles con diferente número de periodos para de esta forma encontrar el modelo que tenga el menor error. Siendo un método fácil de pronóstico, se logró realizar este modelo con muchas variaciones para encontrar la predicción que se ajuste mejor a la demanda real. Dentro de los periodos usados se encuentran todos los periodos desde $N=2$ hasta $N=20$, además $N=30$, $N=40$ y $N=50$. Ok donde veo los resultados de lo que aplicaste, menciona en que tabla o en que anexo

Suavizamiento exponencial simple.

Se corren los pronósticos usando diferentes coeficientes de suavizamiento para poder encontrar el valor que prediga con mayor exactitud la demanda de cada producto. De acuerdo a (Nahmias, 2006), se debe utilizar un valor de alpha bajo para dar un menor peso a las observaciones recientes; aunque el suavizamiento con un valor más grande de alpha hace un mejor trabajo de seguimiento en una serie, para fines de planeación de demanda se persigue la estabilidad proporcionada por una constante de suavizamiento menor. Dadas estas razones se eligieron valores de alpha bajos. Este método fue utilizado con los siguientes parámetros:

- Alpha = 0,1
- Alpha = 0,2
- Alpha = 0,3
- Alpha = 0,5

Además, se plantea un nuevo modelo de suavizamiento exponencial en el cual se usa un alpha aleatorio para suavizar el pronóstico; utilizando el concepto de la simulación Montecarlo, se logra estabilizar la predicción de la demanda.

- Suavizamiento exponencial con simulación Montecarlo, Alpha = Variable Aleatoria (Distribución Uniforme: $0 < X < 1$), 500 iteraciones.

- Suavizamiento exponencial con simulación Montecarlo y variables Antitéticas: 1000 iteraciones.
- Ok donde veo los resultados de lo que aplicaste, menciona en que tabla o en que anexo

Proceso Ito.

Para poder establecer los parámetros de la función de proyección del proceso Ito, se genera una función R_t la cual calcula la razón logarítmica de las diferencias en la demanda histórica entre cada periodo estudiado. De esta forma se puede calcular la variación de la demanda para obtener los parámetros del modelo. La diferencia logarítmica o la variación de demanda entre cada periodo puede ser calculado y de esta forma predecir la demanda para el siguiente periodo. En este caso de estudio, cada periodo representa un día de demanda, por lo que se puede calcular la razón logarítmica entre cada día mediante la siguiente formula:

$$R_t = \ln(X_{t+1}) - \ln(X_t) = \ln\left(\frac{X_{t+1}}{X_t}\right) \quad (28)$$

Una vez calculado la diferencia entre cada periodo de demanda para cada uno de los productos, se pueden estimar los parámetros μ y σ , que representan la variación regular y la variación aleatoria respectivamente, el para el modelo Ito mediante el promedio y desviación estándar de la función R_t usando las siguientes formulas:

$$\bar{Rt} = \frac{\sum Rti}{n-1} \quad (29)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum (Rti - \bar{Rt})^2}{n-1}} \quad (30)$$

$$\sigma = \frac{s}{\sqrt{\Delta t}} \quad (31)$$

$$\mu = \frac{\bar{Rt}}{\Delta t} + \frac{s^2}{2\Delta t} \quad (32)$$

Después de calcular los parámetros para el modelo Ito, se puede usar la ecuación (33) para predecir la demanda en los periodos futuros. Cabe recalcar que este método posee la propiedad Markoviana de carencia de memoria (Huang, et al. 2008), lo cual indica que la demanda de un periodo t depende únicamente de la demanda del periodo $t-1$, por lo que cada corrida requiere la actualización de la fórmula de acuerdo al periodo que se desee calcular.

$$X_{t+1} = X_t \left[\mu - \frac{1}{2}\sigma^2 \right] \Delta t + \sigma \varepsilon_t \sqrt{\Delta t} \quad (33)$$

En donde, Δt es el periodo de tiempo en el horizonte de tiempo, ε representa el error aleatorio y es una variable aleatoria de una distribución normal estándar: $N(0,1)$, X_t es la demanda en

el periodo t , μ es la tasa esperada de crecimiento de la demanda y σ es la desviación estándar del crecimiento de la demanda. El factor variable en la ecuación (33) es la variable de error aleatorio ε , por lo que para reducir su variabilidad se realiza una simulación Montecarlo de 1000 iteraciones, con lo cual se busca aumentar la precisión del modelo. En la etapa de simulación se explica con mayor detalle cómo se realizó esta simulación.

La media y desviación estándar de este modelo se calculó mediante la demanda histórica de los productos, usando las fórmulas 29-32. El periodo de tiempo establecido es de una semana, por lo que se define a Δt como $1/52$, dado que existen 52 semanas en un año. El factor de error se lo define como una variable aleatoria normal con media igual a 0 y desviación estándar igual a 1. Con estos parámetros es posible calcular el pronóstico para cada periodo.

Método Winters.

Suavizamiento Exponencial Triple con ajuste de tendencia y estacionalidad. Se realizan las corridas solamente de los productos que mostraron los errores más altos de pronóstico; dado que se tiene pocos productos, se utiliza el análisis de sensibilidad mediante la opción de Solver para identificar los valores de los coeficientes de Nivel, Tendencia y Estacionalidad óptimos. Este modelo fue aplicado sin clasificación por días para aprovechar estacionalidad semanal. Referirse a la figura #1 para observar la estacionalidad de los datos semanalmente.

Simular la demanda en software de computadora:

Para esta etapa, se plantea un proceso resolución numérica de las ecuaciones a través computadora, en específico desarrollar un proceso que involucre la simulación Monte Carlo, ya que ha mostrado una gran aplicabilidad para resolver modelos de proyecciones de series de tiempo en la literatura. Esta simulación Monte Carlo puede aproximar con mucha precisión cualquier tipo de proceso estocástico además que puede manejar la tendencia natural de la demanda (Huang, et al, 2008).

Mejoramiento de los modelos mediante variables asociativas:

Después de analizar el comportamiento de la demanda y encontrar los patrones de estacionalidad y alzas o bajas; se podrá mejorar el modelo planteado, direccionando el desarrollo de cada predicción de acuerdo al periodo en el que se encuentran. Con la intención de aumentar el grado de similitud entre los patrones de demanda y los resultados de las

ecuaciones de difusión desarrolladas. De acuerdo al análisis realizado se encontró que las variables que explican el comportamiento de los datos de demanda son:

- Promociones
- Feriados Nacionales
- Cierres de Planta
- Calendario de colegios
- Mes del año
- Fechas nacionales (14 y 28 de cada mes) de pagos a empleados.
- Elasticidad del pan

A pesar de que existe una alta correlación entre estos factores y el comportamiento de la demanda a través del tiempo, al implementar estas variables en los modelos de pronósticos utilizados no se consiguió mejores resultados en los errores de pronóstico, por lo que se decidió permanecer con los modelos existentes.

INVENTARIOS:

Modelos de Inventario.

Para este caso de estudio se considera como inventario el almacenamiento de productos terminado, dado el hecho de que se está pronosticando la demanda de estos productos. La intención es lograr una reducción de costos de inventario de productos terminados mediante un modelo que se aplique correctamente a los datos y a las políticas de la empresa de alimentos. De acuerdo a los productos analizados se puede concluir las siguientes características:

- El tiempo de vida útil de estos productos es de 15 días desde su fabricación. Es decir, son productos perecibles.
- El inventario al inicio de cualquier periodo es de 0, ya que estos productos son alimentos y es necesario que estén frescos para que puedan ser entregados a sus clientes.
- El inventario es revisado periódicamente, es decir no se conoce el nivel de inventario en todo momento, sino en periodos discretos de tiempo.
- Se usa un solo periodo de planeación ya que el producto debe venderse al máximo dos días de haber sido producido. El pan puede ser entregado a los clientes con mínimo 12 días de vida útil según políticas de la empresa.

- Aproximadamente 2,5% del pan producido en un año no se logra vender y es desechado (excedente de producción); de este desecho aproximadamente un 10% es recuperado en ventas internas, a un precio menor. En otras palabras, prácticamente no hay ningún tipo de recuperación una vez que se perdió la venta.

En la tabla #4 se muestra las características de forma resumida de los métodos de inventarios revisados, se incluyen los métodos para demanda conocida y estocástica con el fin de analizar cuales métodos son aplicables a las características del sistema de producción de la empresa de alimentos.

Tabla # 4. Aplicabilidad de métodos de inventario

MÉTODO DE INVENTARIO	Tipo de Demanda	Revisión Inventario	Faltantes	Observaciones	Costos Necesarios	APLIC A
EOQ: Economic Order Quantity	Conocida	Sin Especificar.	No permitido	Lote entregado una sola vez Producción > Demanda (Singh, 2016)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario	No
EOQ con faltantes	Conocida	Sin Especificar.	Permitido	Lote entregado una sola vez Producción > Demanda (Li et al, 2007)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario	No
EPQ: Economic Production Quantity	Conocida	Sin Especificar.	No Permitido	Lote entregado en partes Producción < Demanda (Burgaentzle, 2016)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario	No
(Q, R): Cantidad y Punto de Reorden	Estocástica	Sin Especificar.	Permitido	Inventarios de vida larga (Nahmias, 2007)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario Costo de Faltantes	No
(Q, R): Niveles de Servicio Tipo I Tipo II	Estocástica	Continua	Permitido	Inventarios de vida larga (Nahmias, 2007)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario Costo de Faltantes	No
(s,S): Sistemas de Revisión Periódica con Incertidumbre	Estocástica	Periódica	Permitido	Inventarios de vida larga (Lian, Liu & Neuts, 2005)	Costo de Pedido Costo mantener Inventario Costo de Faltantes	No
ABC: Sistemas Multi-producto	Estocástica o Conocida	Continua y Periódica	Permitido	Clasificación de productos por relevancia económica (Nahmias, 2007)	Costos de Producción Precio de Venta	SI
Modelo repartidor Periódicos	Estocástica	Periódica	Permitido	• Productos Perecibles • Producción < Demanda (Nahmias, 2007)	• Costo de Excedentes • Costo de Faltantes	SI

De acuerdo a la Tabla # 4, se puede concluir que los únicos modelos de inventario aplicables son los sistemas Multiproducto y el modelo del repartidor de periódicos. Las razones de esta conclusión son que, de acuerdo a las características expuestas sobre estos productos, solamente estos modelos cumplen con todos los requisitos para poder ser utilizados. A continuación, se detalla la metodología usada para la aplicación de dichos modelos.

Sistemas Multiproducto.

La clasificación en categorías fue realizada de acuerdo a los parámetros establecidos por la Empresa de Alimentos, dichos parámetros están divididos en tres categorías: el volumen de ventas, la variabilidad de demanda y el margen de ganancia. Para cada uno de estos parámetros se estableció una puntuación de acuerdo a lo siguiente.

- Volumen de ventas:
 - A=70%, B=20%, C=10%
- Variabilidad de demanda:
 - Coeficiente de Variación: $A < 0,5$; $0,5 < B < 1,2$; $C > 1,2$
- Margen de ganancia:
 - Medida en dólares: A=80%, B=15%, C=5%

Dadas las puntuaciones para cada parámetro se clasifica a cada producto, dentro de la categoría ABC, de acuerdo al resultado obtenido en la siguiente matriz:

Tabla # 5. Matriz de Puntuaciones ABC

PRODUCTO	Puntuación	Puntuación	Puntuación	Resultado
1	A	A	A	A
2	A	A	B	A
3	A	A	C	A
4	A	B	C	B
5	B	B	A	B
6	B	B	B	B
7	B	B	C	B
8	C	C	A	C
9	C	C	B	C
10	C	C	C	C

En el anexo A se encuentra una tabla con los productos clasificados en la categoría ABC. Una vez calificados cada producto (A=1; B=2; C=3), se obtiene la categoría a la cual pertenecen, promediando los puntajes de la siguiente forma:

- Si $P < 1.66 = A$
- Si $1.66 < P < 2.33 = B$
- Si $P > 2.33 = C$

Modelo Repartidor de Periódicos:

Este modelo lleva el nombre de repartidor de periódicos para resaltar la característica de que los productos analizados tienen una vida muy corta y si no son vendidos de manera rápida son perdidos, lo que representan exceso en costos de producción. Como en este caso se tienen dos días como periodo para vender el producto, se aplica esta heurística. Debido a los acuerdos de confidencialidad firmados con la empresa de alimentos para la obtención de los datos, se plantea un análisis agrupando los productos en familias, para de esta forma encubrir la información concedida. Todo el análisis de este modelo está basado en esta agrupación por familias. Para su aplicación es necesario la estimación de dos tipos de costos:

- Costos de Faltantes: Representan los costos de oportunidad, es decir, el ingreso que hubiera podido tener la empresa en el caso de satisfacer toda la demanda. Este costo es estimado mediante el margen de rentabilidad de cada uno de los productos.
- Costos de Sobrantes: Representa las pérdidas incurridas por sobreproducción, es decir, todo el producto que fue ofertado sin que nadie lo adquiriera. La estimación de este costo viene dada por los costos netos de producción de cada producto.

Esta información es sensible para la empresa de alimentos por lo que no puede ser expuesta detalladamente. Se muestran únicamente los costos aproximados para cada familia de productos.

La intención de este modelo es encontrar una función $F(Q^*)$ que representa la cantidad óptima de producción que permita reducir al mínimo los costos esperados de excedentes y faltantes. Esta función está basada en la relación crítica entre los costos de faltantes C_u y los costos de sobrantes C_o .

$$F(Q^*) = \frac{C_u}{C_u + C_o} \quad (34)$$

Para el desarrollo del modelo de repartidor de periódicos es necesario deducir la distribución de probabilidad continua que siguen los datos para poder derivar las funciones de cantidad óptima de producción, dadas las relaciones críticas calculadas para cada familia. Se realizan pruebas de bondad de ajuste de Chi Cuadrado y Kolmorov Smirnov para determinar qué tipo de distribución siguen los datos. En la tabla # se puede observar que todas las familias de productos siguen una distribución normal, con un ajuste bueno; por lo que se puede derivar la función de cantidad óptima de producción mediante la fórmula de distribución de probabilidad normal estándar:

$$Q^* = \mu + \sigma z \quad (35)$$

En donde, Q^* representa la cantidad optima de producción para minimizar los costos esperados de sobrantes y faltones, μ es el promedio de la demanda, σ es la desviación estándar de la demanda y Z es el valor de la probabilidad de satisfacer toda la demanda dada la relación crítica de costos.

Tabla # 6. Pruebas de Bondad de Ajuste para Familias de Productos

FAMILIA	PROMEDIO	Desviación Estándar	Distribución Probabilidad Continua	Prueba Chi-Cuadrado	Prueba Kolmorov-Smirnov	Error cuadrático
FAMILIA 1	5358,58	2462,39	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,042
FAMILIA 2	10181,89	3775,29	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,011
FAMILIA 3	2725,82	1271,22	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,072
FAMILIA 4	393,86	235,62	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,065
FAMILIA 5	1185,47	1677,72	Normal	$p = 0,05$	$p = 0,01$	0,26
FAMILIA 6	3906,81	1700,78	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,037
FAMILIA 7	1629,38	918,44	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,047
FAMILIA 8	1698,42	994,25	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,082
FAMILIA 9	3230,88	1789,31	Normal	$p < 0,005$	$p < 0,01$	0,086

RESULTADOS

IMPLEMENTAR

Pronósticos.

Pronosticar la demanda futura y medir su precisión:

Una vez definido el proceso de simulación para el modelo desarrollado, y realizadas las iteraciones necesarias y establecidas las especificaciones de selección de cada pronóstico para cada intervalo de tiempo; se realiza la predicción de la demanda para cada producto. Finalmente usando la tasa de error MAPE se pretende verificar la precisión y exactitud de cada modelo para escoger el que tenga la mayor capacidad de predecir la correcta volatilidad de la demanda. A continuación, se presentan los resultados de acuerdo a cada una de las agrupaciones de los datos realizados para encontrar la clasificación que muestre los mejores resultados.

Resultados por Días:

Después de la clasificación por días de la demanda de los productos, se corrieron todos los modelos mencionados en Metodología y se evaluaron la precisión de cada uno de estos modelos. En detalle, de los 50 productos clasificados en 6 días de la semana cada uno, se encontraron 300 clústeres de demanda para pronosticar. De estos 300 clústeres, cada uno fue probado con los modelos de Promedios Móviles, Suavizamiento Exponencial, Real Option Approach con Proceso Ito y Método Winters. El resultado del mejor modelo para cada producto y cada día de la semana en promedio global se encuentra en la tabla # 7, como se muestra el error de Pronóstico (MAPE) es relativamente alto con un promedio de 58% de error, sin embargo, al comparar con los resultados del pronóstico realizado actualmente por la empresa de Promedio Móvil de 4 periodos, se puede ver que existe una reducción del error de pronóstico de 42%. En el anexo C se encuentra el detalle individual de cada producto y el error asociado al mejor modelo establecido.

Tabla # 7. Resultados Pronósticos por Días.

	Error Promedio Móvil N=4	Error mejor Modelo total	Ganancia
SUMATORIA	5103,86%	2955,99%	2147,87%
PROMEDIO	100,08%	57,96%	42,12%

Resultados por familias.

Se corrieron los mismos modelos anteriormente mencionados con la variación de que los productos fueron agrupados por familias de acuerdo al sistema de producción y a los materiales de cada uno. (El detalle de pertenencia de cada producto a cada familia se encuentra en el anexo E). En total se forman 9 familias de productos y se realiza la corrida del simulador de demanda dados el mismo periodo de febrero a noviembre del 2017 y se compara con la demanda real. Los resultados se muestran en la tabla # 8, el error en promedio es de 47%, (MAPE) lo cual aún se encuentra lejos del objetivo planteado.

Tabla # 8: Resultados Pronósticos por Semanas.

Errores en modelos corridos diariamente por familias		
FAMILIA	ERROR	MEJOR MODELO
FAMILIA 1	31,99%	Promedio Móvil 7
FAMILIA 2	28,29%	Promedio Móvil 5
FAMILIA 3	27,40%	Promedio Móvil 7
FAMILIA 4	42,61%	Promedio Móvil 3
FAMILIA 5	166,16%	Promedio Móvil 50
FAMILIA 6	24,81%	Promedio Móvil 40
FAMILIA 7	37,44%	Promedio Móvil 30
FAMILIA 8	36,56%	Promedio Móvil 7
FAMILIA 9	28,80%	Promedio Móvil 5
PROMEDIO/DIA	47,12%	

Resultados agrupados por semanas

Dados los resultados generados en las corridas de los modelos mediante la clasificación de los productos por cada día de la semana, se procede a pronosticar la demanda de cada producto acumulándola por semanas. Es decir, se agrupa la demanda sumando los datos de cada semana. Los resultados resumidos se encuentran en la tabla 9 donde se muestra que el promedio del error (MAPE) de todos los productos es de 20,73% lo cual muestra una reducción muy grande en comparación con los errores al pronosticar de forma diaria. Los resultados detallados se encuentran en el anexo F.

Tabla # 9: Resultados Pronósticos por Semanas.

SEMANAS	ERROR MEJOR MODELO
SUMATORIA	1036,31%
PROMEDIO	20,73%

Resultados de pronósticos por semanas desagregados

Después de medir la eficiencia de los modelos corridos de forma semanal, se desagrega usando el método de descomposición por factores estacionales los pronósticos para compararlos con la demanda real sin alteraciones. Los resultados se muestran en el anexo D, el promedio global error de todos los productos es de 155,66% (MAPE). En comparación con el error promedio de los pronósticos realizados con demanda agrupada, se puede ver que la necesidad de agrupar los datos en semanas es crucial.

Resultados por familias de pronósticos y clasificados por días.

Se realiza la corrida de los pronósticos agrupados por familias y a la vez divididos por cada día de la semana, de esta forma se reduce la variación de la demanda. Como se mencionó en la figura 3, la variabilidad de la demanda de cada día es mucho mejor si se analiza solamente un día de la semana a la vez. Los resultados de los errores de pronóstico se muestran en la tabla # 10 en donde se puede ver que el error en promedio es de 23% (MAPE). Se consigue una alta mejora en comparación con las corridas anteriores.

Tabla # 10: Resultados Pronósticos por Semanas.

Errores en modelos realizados por familias y clasificados por días							
FAMILIA	LUNES	MARTES	MIERCOLES	JUEVES	VIERNES	SABADO	PROMEDIO
FAMILIA 1	14,53%	7,17%	4,91%	11,64%	16,10%	35,46%	14,97%
FAMILIA 2	13,93%	19,86%	11,12%	2,52%	19,24%	33,43%	16,68%
FAMILIA 3	14,71%	7,18%	6,47%	12,66%	18,52%	26,56%	14,35%
FAMILIA 4	18,25%	17,62%	15,76%	7,81%	29,22%	90,16%	29,80%
FAMILIA 5	100,96%	61,17%	69,99%	14,76%	108,94%	35,67%	65,25%
FAMILIA 6	11,01%	9,80%	16,27%	0,93%	15,72%	12,34%	11,01%
FAMILIA 7	1,54%	27,83%	15,34%	26,71%	26,65%	17,02%	19,18%
FAMILIA 8	19,54%	22,10%	8,51%	25,73%	20,62%	25,28%	20,30%
FAMILIA 9	14,28%	16,73%	14,45%	9,36%	21,03%	15,29%	15,19%
PROMEDIO/DIA	23,19%	21,05%	18,09%	12,46%	30,67%	32,36%	22,97%

Resultados por familias de pronósticos y agregado por semanas.

Se plantea una doble agrupación, acumulando los datos en las familias de productos establecidos y en semanas. El error promedio es de 16.7 % (MAPE) lo cual representa un avance muy grande en comparación con los errores anteriores. Los resultados detallados se encuentran en la tabla # 11; aparte de la familia 5, todas las familias cumplen el objetivo de un error menor a 20%.

Tabla # 11: Resultados Pronósticos por Semanas

Error de modelos corridos agrupando por familias y por semanas		
FAMILIA	MIN	MEJOR MODELO
FAMILIA 1	14,6%	Error Promedio Móvil 30
FAMILIA 2	13,7%	Error Promedio Móvil 30
FAMILIA 3	15,4%	Error Promedio Móvil 30
FAMILIA 4	16,2%	Error Promedio Móvil 30
FAMILIA 5	31,1%	Error Promedio Móvil 20
FAMILIA 6	11,9%	Error Promedio Móvil 20
FAMILIA 7	14,7%	Error SE: Promedio Móvil +/-
FAMILIA 8	19,4%	Error Promedio Móvil 30
FAMILIA 9	13,3%	Error Promedio Móvil 30
	15,7%	

De todas las corridas realizadas, la mejor predicción de la demanda está dada por la agrupación de los productos en familias y la demanda acumulada en semanas.

INVENTARIOS:

Sistema Multiproducto:

Conforme a los parámetros establecidos de calificación de productos en la sección de metodología, se encontró que, de los 50 productos analizados, los resultados de la clasificación ABC son los mostrados en la tabla # 12 habiendo un mayor porcentaje de productos con clasificación A.

Tabla # 12. Categorización ABC de productos.

CLASIFICACIÓN	CANTIDAD DE PRODUCTOS	PORCENTAJE
A	22	44%
B	16	32%
C	12	24%
TOTAL	50	100%

Modelo Repartidor de Periódicos.

De acuerdo a los parámetros establecidos para este modelo, se encontró la cantidad optima de producción que minimiza los costos esperados de faltantes y sobrantes. Tomando la agrupación por familias de productos, se muestran los resultados en la tabla # 13, de acuerdo al valor del pronóstico calculado previamente para cada una de las familias. Con esto, se encuentra una forma de minimizar los costos de producción calculando la cantidad optima de producción dada la selección de agrupación y modelos de pronósticos.

Tabla # 13. Calculo de Cantidad Optima de Producción.

FAMILIA	Costo Faltantes	Costo Sobrantes	Radio Critico	Valor Z	Q* Cantidad Optima
FAMILIA 1	\$ 0,39	\$ 1,70	0,188	0,89	7550,1
FAMILIA 2	\$ 0,39	\$ 0,93	0,294	0,54	12220,5
FAMILIA 3	\$ 0,56	\$ 1,29	0,302	0,3	3107,18
FAMILIA 4	\$ 0,73	\$ 1,34	0,352	0,38	483,39
FAMILIA 5	\$ 0,37	\$ 0,59	0,383	0,3	1688,78
FAMILIA 6	\$ 0,35	\$ 0,98	0,261	0,64	4995,3
FAMILIA 7	\$ 0,44	\$ 1,03	0,299	0,53	2116,16
FAMILIA 8	\$ 0,48	\$ 1,75	0,216	0,77	2463,99
FAMILIA 9	\$ 0,49	\$ 1,76	0,217	0,78	4626,55

CONCLUSIONES

Las industrias de alimentos presentan complejidad debido a las particularidades de sus productos en cuanto a variabilidad en la demanda, caducidad e importancia de mantener altos estándares de calidad. Esto causa que los modelos de pronósticos tengan resultados muy variables.

En lo que corresponde a pronósticos de demanda, los modelos escogidos de acuerdo a los menores errores en predicción mediante la herramienta MAPE son:

- Promedios Móviles ($n > 30$ periodos)
- Suavizamiento Exponencial ($\text{Alpha} = 0,2$)
- Proceso ITO con variables antitéticas y Simulación Montecarlo

Dados estos modelos, la selección de agrupamiento de los productos es la agrupación por familias y clasificación por día de la semana. Se eligió estos criterios de agrupación debido a que se cumple un error promedio menor al 20%, satisfaciendo el objetivo del caso de estudio. Además, a causa del principio de sustitución, se puede satisfacer la demanda del consumidor ya que este último si no encuentra su producto de preferencia en stock, puede escoger entre productos similares que pertenecen a la misma familia; esto garantiza que el pronóstico de la familia sea más acertado que el pronóstico de un solo producto. Por otro lado, se reduce la variabilidad de los datos causada por los patrones intra-semana ya que se clasifica a la demanda de acuerdo a cada día de la semana. Finalmente, al desagregar este pronóstico a nivel de SKU se consigue un error de 32% en promedio, el cual es el mejor error encontrado a este nivel de predicción. Si se compara con el error de pronóstico que maneja la empresa actualmente a través de su sistema de planeación de demanda, se obtiene una reducción de 68% en la capacidad de predicción.

Una vez establecido el criterio de agrupación y generados los pronósticos para dicho criterio, se establece una política de inventario adecuada que minimiza los costos esperados de sobrantes y faltantes de producción mediante el modelo del Repartidor de Periódicos

En el análisis de los productos, se definieron los productos con mayor volumen que deben tener un mayor enfoque por parte de la empresa de alimentos y están clasificados dentro de la categoría A. Asimismo, se definieron los productos que representan la menor demanda y el mayor valor de incumplimiento con el fin de analizar si conviene discontinuar su producción

El cliente más importante para esta empresa mantiene un 72% de la demanda total. Es menester para la empresa de alimentos darle la mayor importancia a sus pedidos, como mejorar las relaciones con el este cliente. Los valores de incumplimiento de demanda son de 12% por lo que aplicar los modelos planteados podría significar un aumento considerable en las ganancias netas de la empresa de alimentos, dados los menores errores de pronósticos en comparación con el sistema actual de planeación de demanda la empresa.

RECOMENDACIONES

Dar un mayor enfoque a los productos con clasificación A, ya que representan el 70% de las ganancias de la empresa y el 80% de las ventas. Además, se debe asegurar el contar con un inventario de materias primas para estos productos. Revisar la validez de mantener todos los productos en oferta. De acuerdo al análisis realizado existen productos que generan muchos problemas para la empresa, pero no representan una ganancia alta por lo que podrían ser descontinuados.

Uno de los principales problemas encontrados en esta investigación es la mala calidad de los datos históricos de la demanda utilizados, por lo que se recomienda mejorar el registro de todo tipo de información disponible, para tener un correcto manejo de bases de datos. Específicamente registrar información sobre las promociones realizadas a través del tiempo, ya sean promociones de la empresa de alimentos como de empresas de retail; registrar las fechas en las que hubo cierres de la planta de producción; calendarizar las fechas en las que hay vacaciones o feriados a través del tiempo. Finalmente establecer un sistema de manejo de datos en el cual se pueda comunicar la información a través de todos los departamentos de la empresa, limpiar los datos en función de las causas asignables encontradas, utilizar medidas de tecnología de información para proteger los datos y desarrollar un manual interno de procedimientos y políticas sobre manejo de datos (Baldwin y Shin, 2016).

Las tiendas y supermercados tienen información muy valiosa del comportamiento del consumidor, compartir la información de estos patrones de demanda entre proveedor y retailer permitiría una reducción considerable en los errores de pronósticos (Geboers, 2013). Por lo que se recomienda una participación de las partes involucradas en la cadena de suministro para compartir la información del comportamiento del consumidor en tiempo real y de esta forma poder realizar una planificación de demanda colaborativa. Se puede utilizar el concepto de Sales & Operations Planning (S&OP), con el cual se puede mejorar la planificación de la demanda mediante los siguientes pasos (Chopra y Meindl, 2012):

1. Coordinar la planeación a través de toda la cadena de suministro.
2. Tomar en cuenta la variabilidad predecible al tomar decisiones estratégicas.
3. Diseñar el sistema de S&OP para entender y gestionar los patrones de la demanda.
4. Asegurarse que el proceso de S&OP conforme la realidad de la demanda cambie.

REFERENCIAS

- Alexyer Baldwin y Jaesung Shin. (nn). “New Product Forecasting in Volatile Markets”. Thesis Advisor: Dr. Shardul Phadnis.
- Ali Diabat , Kannan Govindan y Vinay V. Panicker (2012) “Supply chain risk management y its mitigation in a food industry, International Journal of Production Research”, 50:11, 3039-3050, DOI: 10.1080/00207543.2011.588619
- Arce, R. Ramón Mahía. (2011). MODELOS ARIMA. Universidad de Investigación y Desarrollo Dpto. Economía Aplicada U.D.I. Econometría e Informática
- Avilés, S. PhD. (2017). Definición del tipo de investigación a realizar. Preparación Trabajo de Titulación. USFQ. Ecuador.
- Bowerman, Bruce L. (2006). “Pronósticos, series de tiempo y regresión: un enfoque aplicado”. 4ta Edición. Thomson. México. 695 pp.
- Chen, C. Wan-I, L. Hui-Ming, K. et al. (2010). “The Study of a forecasting sales model for fresh food”. Expert Systems with Applications. ScienceDirect. Elsevier Ltd.
- David H. Taylor Yrew Fearn, (2009), "Demy management in fresh food value chains: a framework for analysis y improvement", Supply Chain Management: An International Journal, Vol. 14 Iss 5 pp. 379 – 392
- Doganis, P. Alexyridis, A. Patrinos, K. Sarimveis. (2006). “Time Series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks y evolutionary computing”. Journal of Food Engineering 75. School of Chemical Engineering, National Technical University of Athens. Athens, Greece.
- DMAIC. (s.f). Obtenido de <http://www.tech-faq.com/dmaic.html> Elsayed, E. A. (1994). Analysis and Control of Production Systems. New Jersey: Prentice Hall.
- George, M. (2005). The Lean Six Sigma Pocket Toolbook: A Quick Reference Guide To Nearly 100 Tools for Improving Process Quality, Speed, an Complexity. New York: McGraw-Hill.
- Fisher, M. Hammond, J. et al. (1994). “Making Supply Meet Demy in an Uncertain World”. Harvard Business Review. USA.
- Fachbereich, V. (2015). “Manufacturing industry Supply Chain Modeling y Improvement in Developing Countries”. Universidad de Bremen.
- George, M. Rowlands, D. Price, M. Maxey, J. (2005). The Lean Six Sigma Pocket Toolbook, New York: McGraw-Hill.
- Nahmias S. (2007). Análisis de la producción y las operaciones. Quinta edición. Santa Clara Universidad. México. ISBN-13: 978-970-10-6239
- Méndez Giraldo, Germán Yrés, López Santana, Eduyn Ramiro. (2014). “Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad”.

Universidad Distrital Francisco José de Caldas Bogotá, Colombia. Disponible en:
<<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=257030546008>> ISSN 0123-921X

Utreras Avalos, J. Guilcapi, D. (2015). Propuesta de Mejoras a los Modelos de Pronóstico de Demya y de Control de Inventario de Materia Prima Actuales de los Principales Productos del Segmento APH de la Empresa XYZ”. Colegio de ciencias e ingenierías. Universidad San Francisco de Quito.

Oliveros, M. (2011). Universidad de los Yes. Facultad de ciencias económicas y sociales. Escuela de administración y contaduría pública. Departamento de administración de la producción y las operaciones.

PMI. (2008). Guía del PMBOK Quinta Edición. Atlanta: Project Management Institute, Inc.

Verdouwa, C.N. BeulensbJ, A.J. TrienekenscJ. Wolfert H. “Process modelling in demy-driven supply chains: A reference model for the fruit industry”.

Wattanarat, V. Phimpavong, P. y Matsumaru, M. (2011). “Demy y Price Forecasting Models for Strategic y Planning Decisions in a Supply Chain”. Proc. Schl. ITE Tokai Uni. Vo 1. ,No. 2010, pp. 37 – 42

Wang, X. Dong, L. (2012). “A dynamic product quality evaluation based pricing model for perishable food supply chains”. SciVerse ScienceDirect. Elsevier Ltd. (Omega).

Weisstein, Eric W. (2017). "Ito's Lemma." De MathWorld--A Wolfram Web Resource. Recuperado de <http://mathworld.wolfram.com/ItosLemma.html>

Yuh-Dauh, L. (2012). Ito Process. Department of Computer Science y Information Engineering. National Taiwan University

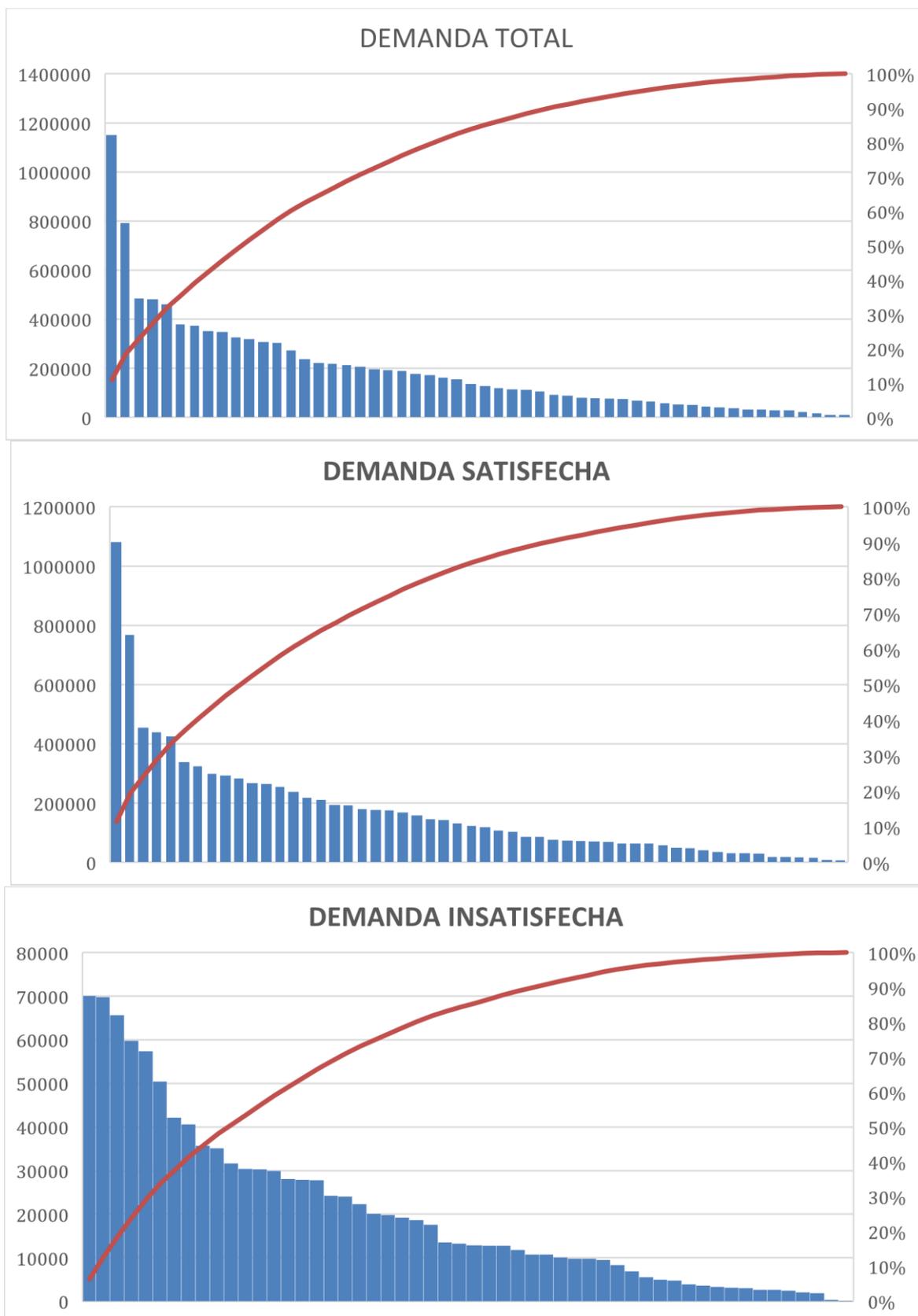
ÍNDICE DE ANEXOS

- **Anexo A:** Clasificación ABC de productos.
- **Anexo B:** Gráficos de Pareto para demanda de productos
- **Anexo C:** Comparación de errores de modelo de promedios móviles vs mejor modelo resultante.
- **Anexo D:** Errores de modelos corridos por semana, demanda acumulada semanalmente.
- **Anexo E.** Agrupación por familias de productos.
- **Anexo F:** Error de modelos corridos con demanda agrupada semanalmente, (pronostico vs demanda semanal
- **Anexo G:** Error de modelos corridos con demanda clasificada por días (promedio de pronósticos de cada día vs demanda diaria)

ANEXO A: CLASIFICACIÓN ABC DE PRODUCTOS.

CODIGO	PRODUCTO	CLASE	LINEA PRODUCCION	PORCENTAJE
107587	PAN EMP INTEGRAL 600 G	A	LINEA 1	
100754	PAN EMP BLANCO 600 G	A	LINEA 1	
100783	PAN EMP SANDUCHERO 800G	A	LINEA 1	
101154	PAN EMP BLANCO ECONOMICO 450 G	A	LINEA 1	
100763	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G	A	LINEA 1	
100766	PAN EMP GOURMET GRANOLA MORAS Y N 550 G	A	LINEA 2	
100755	PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G	A	LINEA 1	
100765	PAN EMP GOURMET GRANOLA MANZANA 550 G	A	LINEA 2	
100768	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G	A	LINEA 1	
107588	PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G	A	LINEA 1	
100756	PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G	A	LINEA 1	37,9%
100772	PAN EMP HAMBURGUESA 560 G	A	LINEA 2	
100758	PAN EMP CHOCOPAN RODAJAS 450 G	A	LINEA 2	A
100749	PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G	A	LINEA 1	
100760	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G	A	LINEA 1	
106562	PAN EMP BLANCO 300G	A	LINEA 2	
100757	PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G	A	LINEA 1	
100784	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR	A	LINEA 1	
100785	PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR	A	LINEA 1	
108043	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G	A	LINEA 2	
101277	PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA	A	LINEA 2	
100764	PAN EMP GOURMET GRANOLA FRUTOS R 550 G	A	LINEA 2	
101279	PAN EMP SPMAXI HOT DOG	B	LINEA 2	
100778	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL YOGURT Y NUECES	B	LINEA 2	
100776	PAN EMP HOT DOG GIG 420 G	B	LINEA 2	
104955	PAN EMP SANDUCHERO 580G	B	LINEA 1	
100750	PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G	B	LINEA 2	
100751	PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G	B	LINEA 2	
101278	PAN EMP AKI HAMBURGUESA	B	LINEA 2	
100761	PAN EMP GOURMET BLANCO R ESPECIAL 500 GR	B	LINEA 1	32,8%
108055	PAN EMP HOT DOG AKI GIG 600 G	B	LINEA 2	
105913	PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR	B	LINEA 1	B
101281	PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES	B	LINEA 2	
100752	PAN EMP BENEFIT CENTENO 600 G	B	LINEA 2	
100775	PAN EMP HOT DOG 270 G	B	LINEA 2	
101292	PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL	B	LINEA 2	
100753	PAN EMP BENEFIT LINAZA 500 G	B	LINEA 2	
107033	PAN EMP HAMBURGUESA 280 G	B	LINEA 2	
105091	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G	B	LINEA 2	
101337	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G	B	LINEA 2	
101280	PAN EMP AKI HOT DOG	C	LINEA 2	
105105	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G	C	LINEA 2	
106440	PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 560 G	C	LINEA 1	
107684	PAN EMP BUENPAN BLANCO 450 G	C	LINEA 1	
106441	PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO 420 G	C	LINEA 2	
107463	PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR	C	LINEA 1	
108054	PAN EMP HOT DOG SPMX PEQ 320 G	C	LINEA 2	
107740	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G	C	LINEA 2	29,3%
107938	PAN EMP BENEFIT CHIA Y TE VERDE 515G	C	LINEA 1	
108044	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G	C	LINEA 2	C
107694	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G	C	LINEA 2	
109043	PAN EMP HOT DOG GIG 8 UNID 560 G	C	LINEA 2	
107701	PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G	C	LINEA 2	
107698	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 190G	C	LINEA 2	
107739	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 190 G	C	LINEA 2	
108611	PAN EMP BUENPAN ECON INTEG 500G	C	LINEA 1	

ANEXO B: GRAFICOS DE PARETO PARA DEMANDA DE PRODUCTOS



**ANEXO C: COMPARACIÓN DE ERRORES DE MODELO DE PROMEDIOS
MÓVILES VS MEJOR MODELO RESULTANTE.**

CODIGO	SUMATORIA	Error Promedio Móvil N=4	Error mejor modelo total	Ganancia
100761	PAN GOURMET FRUTOS ROJOS	25,49%	17,13%	8,37%
100756	PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA	28,74%	20,54%	8,20%
100755	PAN GRANOLA MANZANA	35,10%	22,20%	12,90%
100764	PAN EMP GOURMET BLANCO ESPECIAL 500 GR	27,62%	22,67%	4,95%
100765	PAN EMP BLANCO 600 G	39,68%	23,72%	15,96%
101279	PAN EMP HOT DOG GIG 420 G	32,16%	24,23%	7,93%
101277	PAN EMP HAMBURGUESA 560 G	34,18%	25,06%	9,12%
101337	PAN EMP INTEGRAL GIG 600 G	48,60%	25,65%	22,95%
100775	PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G	30,19%	25,92%	4,27%
108055	PAN EMP HOT DOG 270 G	46,72%	26,33%	20,39%
100772	PAN EMP BENEFIT CENTENO 600 G	42,35%	30,20%	12,15%
105091	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G	44,16%	30,41%	13,75%
101280	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G	43,42%	31,06%	12,36%
105105	PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G	51,49%	32,41%	19,08%
100783	PAN BENEFIT LINAZA	47,97%	32,41%	15,55%
100754	PAN CHOCOPAN CORTADO 450 gr	54,43%	32,44%	21,98%
100757	PAN EMP SANDUCHERO 800G	49,80%	34,33%	15,47%
100752	PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G	90,81%	34,36%	56,45%
107033	PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO	53,91%	35,18%	18,73%
106441	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G	45,57%	35,19%	10,39%
106440	PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR	44,41%	36,49%	7,92%
107463	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G	46,76%	38,02%	8,74%
100753	PAN EMP SANDUCHERO 580G	72,91%	38,78%	34,13%
107587	PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 600 G	61,52%	38,84%	22,68%
100778	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 190 G	97,50%	40,92%	56,59%
100776	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G	100,10%	41,01%	59,08%
107588	PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR	129,76%	41,81%	87,96%
107694	PAN EMP BLANCO 300G	69,02%	43,80%	25,22%
100784	PAN INTEGRAL GRANOLA MORA 550 gr	84,12%	44,12%	40,00%
100758	PAN EMP HAMBURGUESA 280Gx4	54,81%	44,84%	9,96%
107701	PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G	60,29%	44,95%	15,33%
101154	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR	50,98%	45,00%	5,98%
108044	PAN EMP BLANCO ECON 450 G	60,06%	45,09%	14,97%
106562	PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR	86,85%	48,40%	38,45%
101292	PAN EMP AKI HOT DOG GIGANTE	79,86%	49,59%	30,27%
107740	PAN EMP AKI HOT DOG	223,02%	50,27%	172,75%
100763	PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G	77,48%	51,13%	26,34%
107739	PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL	68,85%	53,51%	15,34%
100749	PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G	108,22%	55,59%	52,63%
100760	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G	89,69%	59,85%	29,84%
100750	PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G	100,69%	70,64%	30,04%
104955	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL YOGURT*NUECES	119,15%	75,68%	43,47%
100768	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G	139,77%	80,20%	59,57%
100766	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 190G	118,28%	82,11%	36,16%
100751	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G	124,67%	85,74%	38,93%
107698	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G	273,39%	95,94%	177,45%
105913	PAN EMP SPMAXI HOT DOG	138,47%	106,45%	32,02%
100785	PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G	139,86%	118,66%	21,20%
101281	PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES	385,00%	155,38%	229,63%
108043	PAN EMP AKI HAMBURGUESA	336,63%	260,30%	76,34%
101278	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G	689,36%	351,42%	337,94%
	PROMEDIO SUMATORIA	100,08% 5103,86%	57,96% 2955,99%	42,12% 2147,87%

**ANEXO D: ERRORES DE MODELOS CORRIDOS POR SEMANA, DEMANDA
ACUMULADA SEMANALMENTE.**

CÓDIGO	PRODUCTO	ERROR	MEJOR MODELO
100760	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G	25,4%	Promedio Móvil 50
100763	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G	18,3%	Error Forecast SE neg
107587	PAN EMP INTEGRAL GIG 600 G	13,6%	Error Promedio Móvil 40
100768	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G	23,7%	Promedio Móvil 50
100754	PAN EMP BLANCO 600 G	13,6%	Error Promedio Móvil (4)
100756	PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G	18,8%	Error Promedio Móvil 9
100755	PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G	19,9%	Error Promedio Móvil 25
100784	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR	18,3%	Error Promedio Móvil 14
100749	PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G	18,5%	Error Promedio Móvil 30
100757	PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G	22,0%	Promedio Móvil 50
101154	PAN EMP BLANCO ECON 450 G	19,2%	Error Promedio Móvil (4)
100761	PAN EMP GOURMET BLANCO ESPECIAL 500G	16,5%	Error Promedio Móvil 40
106440	PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 600 G	19,3%	Promedio Móvil 50
100785	PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR	21,7%	Error Promedio Móvil 9
104955	PAN EMP SANDUCHERO 580G	23,7%	Error Forecast SE neg
100783	PAN EMP SANDUCHERO 800G	15,0%	Error Promedio Móvil 20
107588	PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G	15,2%	Error Promedio Móvil 20
105913	PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR	15,9%	Promedio Móvil 50
107463	PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR	18,5%	Error Promedio Móvil 10
108044	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G	33,6%	Forecast Formula Antithetic
108043	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G	32,3%	Error Promedio Móvil 30
107694	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G	21,7%	Error Forecast SE neg
107698	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 190G	49,5%	Forecast Formula Antithetic
107740	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G	33,2%	Error Forecast SE neg
100775	PAN EMP HOT DOG 270 G	15,6%	Error Promedio Móvil 40
101280	PAN EMP AKI HOT DOG	61,6%	Forecast Formula Antithetic
109043	PAN EMP HOT DOG GIG 420 G	18,0%	Error Forecast SE neg
101279	PAN EMP SPMAXI HOT DOG	13,8%	Error Promedio Móvil 30
108055	PAN EMP AKI HOT DOG GIGANTE	18,7%	Error Promedio Móvil 5
100772	PAN EMP HAMBURGUESA 560 G	10,6%	Error Promedio de Promedios
107033	PAN EMP HAMBURGUESA 280Gx4	13,7%	Error Promedio Móvil 40
101278	PAN EMP AKI HAMBURGUESA	15,1%	Promedio Móvil 50
101277	PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA	13,1%	Promedio Móvil 50
101337	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G	9,5%	Promedio Móvil 50
105091	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G	12,4%	Promedio Móvil 3
105105	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G	13,7%	Error Promedio Móvil 40
106562	PAN EMP BLANCO 300G	18,8%	Error SE Montecarlo Antithetic
100751	PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G	15,4%	Promedio Móvil 50
101292	PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL	35,8%	Forecast Formula Antithetic
100750	PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G	14,9%	Promedio Móvil 50
107701	PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G	17,7%	Promedio Móvil 3
100778	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL YOGURT/NUECES	18,8%	Error Promedio Móvil 18
101281	PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES	62,1%	Forecast Formula Antithetic
100752	PAN BENEFIT CENTENO	14,4%	Error Promedio Móvil 40
100753	PAN BENEFIT LINAZA	18,2%	Promedio Móvil 50
106441	PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO	16,6%	Error Promedio Móvil 40
100758	PAN CHOCOPAN CORTADO 450 gr	18,1%	Error Promedio Móvil 40
100765	PAN GRANOLA MANZANA	13,2%	Promedio Móvil 50
100766	PAN INTEGRAL GRANOLA MORA 550 gr	17,0%	Error Promedio Móvil 30
100764	PAN GOURMET FRUTOS ROJOS	12,2%	Error Promedio Móvil 14
SUMA		1036,31%	
PROMEDIO		20,73%	(MAPE)
DESV ESTANDAR		11,10%	

ANEXO E. AGRUPACIÓN POR FAMILIAS DE PRODUCTOS.

FAMILIA	Material	PAN CORTADO
FAMILIA 1	100760	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G
	100763	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G
	107587	PAN EMP INTEGRAL GIG 600 G
	100768	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G
FAMILIA 2	100754	PAN EMP BLANCO 600 G
	100756	PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G
	100755	PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G
	100784	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR
	100749	PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G
	100757	PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G
	101154	PAN EMP BLANCO ECONOMICO 450 G
	100761	PAN EMP GOURMET BLANCO R ESPECIAL 500 GR
FAMILIA 3	106440	PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 600 G
	100785	PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR
	104955	PAN EMP SANDUCHERO 580G
	100783	PAN EMP SANDUCHERO 800G
FAMILIA 4	107588	PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G
	105913	PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR
FAMILIA 5	107463	PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR
	108044	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G
	108043	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G
	107694	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G
	107698	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 190G
FAMILIA 6	107740	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G
	100775	PAN EMP HOT DOG 270 G
	101280	PAN EMP AKI HOT DOG
	109043	PAN EMP HOT DOG GIG 420 G
	101279	PAN EMP SPMAXI HOT DOG
	108055	PAN EMP AKI HOT DOG GIGANTE
	100772	PAN EMP HAMBURGUESA 560 G
	107033	PAN EMP HAMBURGUESA 280Gx4
FAMILIA 7	101278	PAN EMP AKI HAMBURGUESA
	101277	PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA
	101337	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G
	105091	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G
FAMILIA 8	105105	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G
	106562	PAN EMP BLANCO 300G
	100751	PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G
	101292	PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL
	100750	PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G
FAMILIA 9	107701	PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G
	100778	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL YOGURT Y NUECES
	101281	PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES
	100752	PAN BENEFIT CENTENO
	100753	PAN BENEFIT LINAZA
	106441	PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO
	100758	PAN CHOCOPAN CORTADO 450 gr
100765	PAN GRANOLA MANZANA	
100766	PAN INTEGRAL GRANOLA MORA 550 gr	
100764	PAN GOURMET FRUTOS ROJOS	

**ANEXO F: ERROR DE MODELOS CORRIDOS CON DEMANDA AGRUPADA SEMANALMENTE,
(PRONOSTICO VS DEMANDA SEMANAL)**

CODIGO	SEMANAS	ERROR MEJOR MODELO	MEJOR MODELO
100760	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G	25,39%	Promedio Móvil 50
100763	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G	18,34%	Error Forecast SE neg
107587	PAN EMP INTEGRAL GIG 600 G	13,60%	Error Promedio Móvil 40
100768	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G	23,73%	Promedio Móvil 50
100754	PAN EMP BLANCO 600 G	13,57%	Error Promedio Móvil (4)
100756	PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G	18,80%	Error Promedio Móvil 9
100755	PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G	19,91%	Error Promedio Móvil 25
100784	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR	18,33%	Error Promedio Móvil 14
100749	PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G	18,53%	Error Promedio Móvil 30
100757	PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G	22,04%	Promedio Móvil 50
101154	PAN EMP BLANCO ECONOMICO 450 G	19,17%	Error Promedio Móvil (4)
100761	PAN EMP GOURMET BLANCO R ESPECIAL 500 GR	16,47%	Error Promedio Móvil 40
106440	PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 600 G	19,27%	Promedio Móvil 50
100785	PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR	21,73%	Error Promedio Móvil 9
104955	PAN EMP SANDUCHERO 580G	23,68%	Error Forecast SE neg
100783	PAN EMP SANDUCHERO 800G	14,96%	Error Promedio Móvil 20
107588	PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G	15,24%	Error Promedio Móvil 20
105913	PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR	15,86%	Promedio Móvil 50
107463	PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR	18,50%	Error Promedio Móvil 10
108044	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G	33,63%	Forecast Formula Antithetic
108043	PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G	32,29%	Error Promedio Móvil 30
107694	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G	21,72%	Error Forecast SE neg
107698	PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 190G	49,50%	Forecast Formula Antithetic
107740	PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G	33,18%	Error Forecast SE neg
100775	PAN EMP HOT DOG 270 G	15,61%	Error Promedio Móvil 40
101280	PAN EMP AKI HOT DOG	61,57%	Forecast Formula Antithetic
109043	PAN EMP HOT DOG GIG 420 G	18,01%	Error Forecast SE neg
101279	PAN EMP SPMAXI HOT DOG	13,78%	Error Promedio Móvil 30
108055	PAN EMP AKI HOT DOG GIGANTE	18,70%	Error Promedio Móvil 5
100772	PAN EMP HAMBURGUESA 560 G	10,56%	Error Promedio de Promedios
107033	PAN EMP HAMBURGUESA 280Gx4	13,68%	Error Promedio Móvil 40
101278	PAN EMP AKI HAMBURGUESA	15,11%	Promedio Móvil 50
101277	PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA	13,09%	Promedio Móvil 50
101337	PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G	9,55%	Promedio Móvil 50
105091	PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G	12,45%	Promedio Móvil 3
105105	PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G	13,66%	Error Promedio Móvil 40
106562	PAN EMP BLANCO 300G	18,78%	Error SE Montecarlo Antithetic
100751	PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G	15,39%	Promedio Móvil 50
101292	PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL	35,83%	Forecast Formula Antithetic
100750	PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G	14,91%	Promedio Móvil 50
107701	PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G	17,74%	Promedio Móvil 3
100778	PAN EMP SPMAXI INTEGRAL YOGURT Y NUECES	18,78%	Error Promedio Móvil 18
101281	PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES	62,05%	Forecast Formula Antithetic
100752	PAN BENEFIT CENTENO	14,35%	Error Promedio Móvil 40
100753	PAN BENEFIT LINAZA	18,15%	Promedio Móvil 50
106441	PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO	16,58%	Error Promedio Móvil 40
100758	PAN CHOCOPAN CORTADO 450 gr	18,13%	Error Promedio Móvil 40
100765	PAN GRANOLA MANZANA	13,24%	Promedio Móvil 50
100766	PAN INTEGRAL GRANOLA MORA 550 gr	16,98%	Error Promedio Móvil 30
100764	PAN GOURMET FRUTOS ROJOS	12,20%	Error Promedio Móvil 14
PROMEDIO		20,73%	

**ANEXO G: ERROR DE MODELOS CORRIDOS CON DEMANDA CLASIFICADA POR DÍAS
(PROMEDIO DE PRONÓSTICOS DE CADA DÍA VS DEMANDA DIARIA)**

PRODUCTO	Promedio Móvil 4	Mejor modelo	Ganancia
PAN GOURMET FRUTOS ROJOS	25,49%	17,13%	8,37%
PAN EMP SPMAXI HAMBURGUESA	28,74%	20,54%	8,20%
PAN GRANOLA MANZANA	35,10%	22,20%	12,90%
PAN EMP GOURMET BLANCO ESPECIAL 500 GR	27,62%	22,67%	4,95%
PAN EMP BLANCO 600 G	39,68%	23,72%	15,96%
PAN EMP HOT DOG GIG 420 G	32,16%	24,23%	7,93%
PAN EMP HAMBURGUESA 560 G	34,18%	25,06%	9,12%
PAN EMP INTEGRAL GIG 600 G	48,60%	25,65%	22,95%
PAN EMP SPMAXI BLANCO CLASICO 500 G	30,19%	25,92%	4,27%
PAN EMP HOT DOG 270 G	46,72%	26,33%	20,39%
PAN EMP BENEFIT CENTENO 600 G	42,35%	30,20%	12,15%
PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 350 G	44,16%	30,41%	13,75%
PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 350 G	43,42%	31,06%	12,36%
PAN EMP SANDUCHERO INT 800 G	51,49%	32,41%	19,08%
PAN BENEFIT LINAZA	47,97%	32,41%	15,55%
PAN CHOCOPAN CORTADO 450 gr	54,43%	32,44%	21,98%
PAN EMP SANDUCHERO 800G	49,80%	34,33%	15,47%
PAN EMP AKI BLANCO CLASICO 500 G	90,81%	34,36%	56,45%
PAN EMP BENEFIT INTEGRAL COLAGENO	53,91%	35,18%	18,73%
PAN EMP GOURMET CINCO CEREALES 700 G	45,57%	35,19%	10,39%
PAN EMP SPMAXI BRIOCHE 500 GR	44,41%	36,49%	7,92%
PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 700 G	46,76%	38,02%	8,74%
PAN EMP SANDUCHERO 580G	72,91%	38,78%	34,13%
PAN EMP BENEFIT BLANCO CON FIBRA 600 G	61,52%	38,84%	22,68%
PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 190 G	97,50%	40,92%	56,59%
PAN EMP GOURMET MIEL Y SALVADO 700 G	100,10%	41,01%	59,08%
PAN EMP GOURMET BRIOCHE 450 GR	129,76%	41,81%	87,96%
PAN EMP BLANCO 300G	69,02%	43,80%	25,22%
PAN INTEGRAL GRANOLA MORA 550 gr	84,12%	44,12%	40,00%
PAN EMP HAMBURGUESA 280Gx4	54,81%	44,84%	9,96%
PAN EMP ARTESANAL MOLENBRUT 680 G	60,29%	44,95%	15,33%
PAN EMP SPMAXI INTEGRAL CLAS 500 GR	50,98%	45,00%	5,98%
PAN EMP BLANCO ECONOMICO 450 G	60,06%	45,09%	14,97%
PAN EMP SPMAXI SANDUCHERO 580 GR	86,85%	48,40%	38,45%
PAN EMP AKI HOT DOG GIGANTE	79,86%	49,59%	30,27%
PAN EMP AKI HOT DOG	223,02%	50,27%	172,75%
PAN EMP ARTESANAL HOLANDES 680 G	77,48%	51,13%	26,34%
PAN EMP SPMAXI MULTICEREAL	68,85%	53,51%	15,34%
PAN EMP ARTESANAL LECHE Y PANELA 610G	108,22%	55,59%	52,63%
PAN EMP BUENPAN BOLLITO INTEGRAL 380G	89,69%	59,85%	29,84%
PAN EMP AKI INTEGRAL CLASICO 500 G	100,69%	70,64%	30,04%
PAN EMP INTEGRAL YOGURT Y NUECES	119,15%	75,68%	43,47%
PAN EMP GOURMET AVENA Y SALVADO 350 G	139,77%	80,20%	59,57%
PAN EMP BUENPAN PANECILLO 190 G	124,67%	85,74%	38,93%
PAN EMP BUENPAN BOLLITO DULCE 380G	273,39%	95,94%	177,45%
PAN EMP SPMAXI HOT DOG	138,47%	106,45%	32,02%
PAN EMP LA ORIGINAL BLANCO 450 G	139,86%	118,66%	21,20%
PAN EMP AKI YOGURT Y NUECES	385,00%	155,38%	229,63%
PAN EMP AKI HAMBURGUESA	336,63%	260,30%	76,34%
PAN EMP BUENPAN PANECILLO 380 G	689,36%	351,42%	337,94%
PROMEDIO	99,71%	57,48%	42,23%