

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

**Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de
alimentos: caso de estudio de una empresa láctea ecuatoriana**
Proyecto de Investigación

Felipe Burgaentzle Jarrín

Ingeniería Industrial

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

Quito, 15 de diciembre de 2016

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

COLEGIO DE CIENCIAS E INGENIERIAS

HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE TITULACIÓN

Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de estudio en una empresa láctea ecuatoriana

Felipe Burgaentzle Jarrín

Calificación:

Nombre del profesor, Título académico

Cristina Camacho Cordovez, MSc.

Firma del profesor

Quito, 15 de diciembre de 2016

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: Felipe Burgaentzle Jarrín

Código: 00106045

Cédula de Identidad: 1716751670

Lugar y fecha: Quito, 15 de diciembre de 2016

RESUMEN

La industria de bebidas y alimentos representa una de las actividades más importantes dentro de la economía del Ecuador, y es también una de las industrias con mayor desarrollo a nivel mundial debido principalmente a la tasa de crecimiento poblacional. Es así que cada vez más este tipo de empresas optan por planificar la gestión de sus operaciones a través de la previsión de sus ventas futuras, las cuales serán tomadas en cuenta para el establecimiento de sistemas adecuados de inventarios. El presente estudio realiza una revisión literaria sobre los métodos cuantitativos para la generación de pronósticos, y los modelos de inventarios más utilizados dentro de esta industria. Asimismo, presenta los componentes de costos de un producto, al igual que una metodología para el cálculo del costo fijo de pedido, y el costo de mantenimiento de inventario, costos presentes en la gran mayoría de modelos de inventarios, pero que en la práctica presentan cierta dificultad en su cálculo o estimación. Finalmente, este estudio toma como ejemplo el caso de una empresa ecuatoriana dedicada a la producción de bebidas lácteas, y establece pronósticos agregados para las familias de sus productos utilizando los métodos de promedio móvil, suavizamiento exponencial simple, suavizamiento exponencial doble (Holt), y suavizamiento exponencial triple (Winters). La exactitud de estos pronósticos es evaluada a través de la medida de error MAPE. Posteriormente, determina sistemas de inventarios apropiados utilizando los modelos EOQ, cantidad económica de pedido, y punto de reorden-tamaño de lote (Q,R).

Palabras clave: logística; pronósticos; modelos de inventarios; costos; industrias de alimentos.

ABSTRACT

Food industry is one of the most important sectors of Ecuador's economy, as well as one with the highest economic growth mainly due to a constant population increase. This type of companies choose to manage their operations by forecasting their future sales, which will be then taken into account for establishing adequate inventory systems. This study presents a literary review of quantitative forecasting methods, and inventory models, mostly used in the food industry. It also reveals the cost components of a product, as well as a methodology that can be used to determine the cost of order, and the cost of maintaining inventory, costs presented in the vast majority of inventory models, but that present some difficulties regarding its calculation or estimation in practice. Finally, this study takes the case of an Ecuadorian company, dedicated to the production of dairy products, and establishes aggregate forecasts for families of these products, using moving average, simple exponential smoothing, double exponential smoothing (Holt), and triple exponential smoothing (Winters) methods. The accuracy of this forecasts is evaluated using MAPE error measure. Finally, this study determines appropriate inventory systems using the EOQ model, economic order quantity, and the (Q,R) model, lot size-reorder level.

Key words: logistics; forecasts; inventory models; costs; food industry.

TABLA DE CONTENIDO

Introducción	7
Objetivos	9
Metodología	9
Resultados	11
Caso de estudio	37
Conclusiones.....	43
Referencias.....	45
Anexos.....	49

Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de aplicación en una empresa láctea ecuatoriana

Felipe Burgaentzle Jarrín

Universidad San Francisco de Quito

Resumen

La industria de bebidas y alimentos representa una de las actividades más importantes dentro de la economía del Ecuador, y es también una de las industrias con mayor desarrollo a nivel mundial debido principalmente a la tasa de crecimiento poblacional. Es así que cada vez más este tipo de empresas optan por planificar la gestión de sus operaciones a través de la previsión de sus ventas futuras, las cuales serán tomadas en cuenta para el establecimiento de sistemas adecuados de inventarios. El presente estudio realiza una revisión literaria sobre los métodos cuantitativos para la generación de pronósticos, y los modelos de inventarios más utilizados dentro de esta industria. Asimismo, presenta los componentes de costos de un producto, al igual que una metodología para el cálculo del costo fijo de pedido, y el costo de mantenimiento de inventario, costos presentes en la gran mayoría de modelos de inventarios, pero que en la práctica presentan cierta dificultad en su cálculo o estimación. Finalmente, este estudio toma como ejemplo el caso de una empresa ecuatoriana dedicada a la producción de bebidas lácteas, y establece pronósticos agregados para las familias de sus productos utilizando los métodos de promedio móvil, suavizamiento exponencial simple, suavizamiento exponencial doble (Holt), y suavizamiento exponencial triple (Winters). La exactitud de estos pronósticos es evaluada a través de la medida de error MAPE. Posteriormente, determina sistemas de inventarios apropiados utilizando los modelos EOQ, cantidad económica de pedido, y punto de reorden-tamaño de lote (Q,R).

Palabras claves: logística; pronósticos; modelos de inventarios; costos; industrias de alimentos.

1. Introducción

1.1. Antecedentes

La demanda de productos alimenticios con un alto valor agregado y productos listos para consumir, *ready-prepared foods*, está creciendo de manera nunca antes vista debido a un aumento de ingresos per cápita, una mayor urbanización y un número creciente de mujeres que ingresan al mundo laboral (Da Silva & Baker, 2009). En efecto, según la FAO (2012) “la producción de alimentos necesita aumentar un 60% para el 2050, a fin de alimentar a una población cuyo número se prevé que excederá los 9 000 millones de personas”. A su vez, esto se ve reflejado en la importancia de la industria de alimentos en cuanto a la magnitud de sus ingresos. Tal es el caso de Nestlé, Pepsico y JBS, las tres empresas de alimentos más grandes del mundo, con ventas anuales de USD \$ 93 225 millones, USD \$ 63 056 millones, y USD \$ 61 110 mil millones, respectivamente (Food Engineering, 2016). A nivel nacional, el PIB del Ecuador en el año 2015 ascendió a

USD \$ 100 900 millones (Banco mundial, 2016), lo que significa que las ventas de Nestlé, en dicho año, equivalen aproximadamente al 93% del PIB del país. Por otro lado, según el INEC (2012), el sector de la manufactura representa el 12% del PIB del país, dentro del cual la industria de alimentos constituye el 40% de esta actividad. Si se considera la participación de esta industria en todos sus sectores, esta asciende al 14% del PIB, y representa asimismo el 8% de plazas de trabajo en el Ecuador (INEC, 2012).

Prusa & Chocholac (2015) afirman que la industria de alimentos tiene un gran número de características únicas que hacen necesario un acercamiento bastante particular a esta, ya que no es posible utilizar los mismos principios para otras industrias. El problema principal que debe ser abordado por esta industria es la expiración de sus productos. Una vez que estos caducan, no es posible continuar con su distribución a través de su cadena de suministro, y representan entonces una pérdida para la empresa. En efecto, la venta de productos perecibles en supermercados representa el 50% de su facturación total, y estos son los productos que mayores pérdidas tienen (Thron, Naggy & Wassan, 2007). Por otro lado, la calidad, junto con el precio, es el factor más influyente en la compra de estos productos, ya que la mala calidad de estos puede ser perjudicial para la salud del consumidor (McCarthy, Davis, Golicic & Mentzer, 2006). Asimismo, las ventas de estos productos son rara vez constantes y se caracterizan por fluctuaciones en la demanda debido a factores como el precio, promociones, cambio de preferencias, o cambios en el clima (Van der Vorst, Beulens, De Wit, & Van Beek, 1998).

Dentro de este sector, pertenece justamente la industria láctea del país, la cual fue formada por primera vez en 1961 con la empresa “Pasteurizadora Quito S.A” (Centro de la Industria Láctea del Ecuador, 2015), y se destaca por dedicar 3.5 millones de hectáreas a la producción de leche con una capacidad de procesamiento de 504 millones de litros anuales (Grijalva, 2011).

Al tener entonces la industria de alimentos, y en particular la de bebidas lácteas, una gran trayectoria y una posición fuertemente consolidada dentro y fuera del país, es de gran importancia la correcta planeación de sus operaciones, para así coordinar de manera eficaz los procesos dedicados a la creación de bienes finales (Stevenson, 2015). Dentro de estos procesos, se incorpora el control de producción, que se conoce como el diseño o implementación de procedimientos y sistemas para determinar volúmenes óptimos de producción e inventarios, mediante el uso de modelos, métodos y reglas matemáticas que buscan optimizar los resultados en función de sus costos (Sipper & Bulfin, 1998).

Debido a la gran competencia empresarial que existe hoy en día, la mayoría de industrias se encuentran en una búsqueda constante para aumentar sus ganancias y reducir sus costos; y una manera para lograr este objetivo es mediante una planificación de la demanda, seguida de pronósticos de ventas con un alto grado de precisión. Particularmente, 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 gran importancia de la calidad del producto que está estrechamente ligada con la salud humana (Doganis, Alexandridis, Patrinos & Sarimveis, 2006). Asimismo, es importante recalcar que el tema de pronósticos está ligado a una política de manejo de inventarios (Nahmias, 2007), la cual juega un papel clave en la competitividad de una empresa ya que los costos de inventario representan aproximadamente la mitad de los costos totales de logística (Pfohl et al., 1991), y su reducción a niveles óptimos puede conducir a un aumento significativo en el rendimiento de la inversión (Kim, Wu & Huang, 2015).

1.2. Estructura del trabajo

El presente estudio está compuesto de dos partes: la primera consiste en una revisión literaria de pronósticos, sistemas de inventarios y determinación de sus costos, y la segunda es un caso de estudio de la aplicación de estos temas en una empresa de bebidas lácteas del país.

2. Objetivos

- Primera parte: Revisión literaria

El objetivo de esta sección es determinar los modelos más efectivos de pronósticos y sistemas de inventarios, incluyendo los costos que componen estos sistemas, para industrias de alimentos y bebidas, mediante un análisis de la literatura existente, con el fin de determinar qué modelos podrían ser utilizados en el caso de estudio.

- Segunda parte: Caso de estudio

El objetivo de este caso es proponer una mejora en el proceso de planeación de las operaciones de una empresa de bebidas lácteas ecuatoriana, mediante la realización de pronósticos y sistemas de inventarios, con el fin de lograr una mejora en su control de producción.

3. Metodología

3.1. Descripción de las metodologías empleadas

- Primera parte: Revisión Literaria

Según Transfield, Denyer & Smart (2003) un proceso de revisión literaria debe ser guiado por preguntas de revisión, con el fin de organizar y delimitar los conocimientos existentes respecto al tema escogido. Estos autores definen a este tipo de revisión como una síntesis de investigación realizada de manera sistemática, transparente y reproducible, con el objetivo de mejorar la base de conocimientos existente e informar sobre la practicidad y las políticas existentes de acuerdo al tema. En esto concuerdan (Cook, Murlow & Haynes, 1997), quienes indican que este estudio se basa en revisiones sistemáticas que requieren búsquedas detalladas de artículos, las cuales aportan transparencia en el proceso de selección, y mitigan el sesgo existente, dando así un enfoque científico al estudio.

La metodología de revisión literaria que se utilizará en este estudio es la propuesta por Transfield et al. (2003), y utilizada también por Eksoz, Mansouri & Bourlakis (2014), quienes sugieren una metodología que consiste en tres etapas consecutivas: planificación, ejecución, e informe de la información.

En la primera etapa se determinó las razones principales por las que se busca hacer una revisión literaria sobre dicho tema, lo cual fue plasmado en forma de preguntas de revisión. Luego, se desarrolló un protocolo de revisión con el fin de utilizarlo para la extracción de literatura relevante al tema. En la segunda etapa, se procedió a extraer los artículos de los cuales se extraerá la información relevante. El protocolo de revisión se centró en la identificación y selección de artículos según su pertinencia con el tema estudiado, al igual que en la eliminación de fuentes no relacionadas con el tema. Una vez hecho esto, se procedió con el proceso de síntesis de la información relevante. En la etapa final, se reportó los resultados de la revisión mediante un reporte escrito con la ayuda de tablas explicativas, al igual que las conclusiones y recomendaciones pertinentes para académicos y profesionales interesados en este tema.

- Segunda parte: Caso de estudio

Para este caso la metodología empleada fue la de procesos de dirección de proyectos, desarrollada por el PMI, *Project Management Institute*, descrita en el libro PMBOK (PMI, 2008), la cual se caracteriza por ser utilizada en la dirección de proyectos. Un proyecto se define como un emprendimiento temporal, con un

inicio y un fin, compuesto por actividades y tareas diferentes, en donde con recursos limitados se debe lograr la entrega de un producto o servicio final que satisfaga una o más necesidades específicas (PMI, 2008). En efecto, este caso de estudio puede ser asimilado a un proyecto ya que a raíz de la necesidad de un mejor método de planeación de operaciones de esta empresa, se planteó una serie de pasos a seguir con una duración de 4 meses en su totalidad que, con la ayuda de recursos brindados como datos de ventas pasados, costos, e información relevante para las políticas de inventario, se definió un objetivo final que sería la elaboración de pronósticos de ventas mensuales para el año 2016, y políticas de manejos de inventarios para ciertos productos de esta empresa.

Por otro lado, esta metodología se define como la consecución de cuatro etapas cronológicas: inicio del proyecto, planificación, ejecución y cierre del proyecto. La primera etapa consiste en la formulación del problema o la idea concreta y en la determinación de la factibilidad del proyecto; es decir, que sea tangible, medible y alcanzable (PMI, 2008). Fue aquí que se definió la necesidad de una mejor planeación de las operaciones de la empresa, y por ende un mejor sistema para el cálculo de pronósticos e inventarios. En la segunda etapa, que es la más crítica, se definió los pasos a seguir para conseguir el objetivo deseado y las estimaciones de recursos que serán utilizados. Dentro de la planificación se requiere establecer el alcance del objetivo final, los aspectos que se incluyen y aquellos que no serán contados dentro del proyecto, al igual que el curso de acción que será requerido para alcanzar estos objetivos (PMI, 2008). En la tercera etapa se empezó a realizar todos los pasos determinados bajo el tiempo previamente establecido (PMI, 2008). Finalmente, en la cuarta etapa se concluyó con los objetivos del proyecto y se llegó a la meta propuesta en el alcance (PMI, 2008).

3.2. Preguntas de revisión

Las preguntas de revisión tienen como fin de orientar la búsqueda a las particularidades de cada tema. Las preguntas planteadas fueron las siguientes:

- Pronósticos

1. *¿Cuáles son las características principales de los pronósticos dentro de la industria de alimentos?*
2. *¿Qué métodos cuantitativos son utilizados para este tipo de industria y cómo se justifica su uso?*
3. *¿Por qué y cómo se realiza una planeación agregada?*
4. *¿Cómo se puede evaluar estos métodos? ¿Qué medidas de error son las más apropiadas?*

- Sistemas de inventarios

1. *¿Cuáles son las características y funciones de los inventarios?*
2. *¿Cuáles son las particularidades de los inventarios dentro de la industria de alimentos?*
3. *¿Cómo se puede determinar a qué productos se debe aplicar un sistema de manejo de inventario?*
4. *¿Qué modelos de inventarios son utilizados para este tipo de industria y cómo se justifica su uso?*

- Costos

1. *¿Cómo se compone el costo de un producto?*
2. *¿Cómo se calculan los costos utilizados en los modelos de inventario?*

3.3. Protocolo de revisión

Como Eksoz et al. (2014) lo mencionan, el protocolo de revisión busca crear una serie de pasos con el objetivo de lograr un entendimiento en relación a los temas estudiados: las preguntas de revisión, la estrategia

para la búsqueda de artículos y el criterio de inclusión y exclusión para limitar el proceso de selección de artículos.

En primer lugar, se empieza por la formulación de preguntas de revisión, las cuales fueron planteadas anteriormente. Luego, se procede a la determinación de bases de datos existentes desde donde se extraerá la literatura relevante. Para esto, se tomó en cuenta bases de datos que tengan relación con los temas que se estudiarán, y a las cuales se tiene acceso. Dentro de las bases de datos existentes, se eligió *EBSO*, *Science Direct-Elsevier* y *Summon Web-Scale Discovery* ya que estas poseen literatura en relación a temas de ingeniería aplicados en industrias como lo son justamente los pronósticos y los sistemas de inventario en la industria de alimentos. A parte, se tomó en cuenta 8 libros que exponen teorías básicas sobre estos temas: *Análisis de la producción y las operaciones* (Nahmias, 2007), *Administración de la Cadena de Suministro: Estrategia, planeación y operación* (Chopra & Meindl, 2013), *Introduction to Logistic Systems Planning and Control* (Ghiani, Laporte & Musmanno, 2005), *Factory Physics* (Hopp & Spearman, 2008), *Introducción a la investigación de operaciones* (Hillier & Lieberman, 2010), *Control de la Producción: sistemas y decisiones* (Greene, 1981), *Costos ABC: gestión basada en actividades ABM* (Cuervo & Osorio, 2006) y *Applied Statistics and Probability for Engineers* (Montgomery, 2003). Enseguida, se determinó las palabras claves con las cuales se realizó la búsqueda de artículos en cada base de datos seleccionada, y se procedió a su ejecución. En ciertas bases de datos, las búsquedas realizadas encontraron más de 200 000 artículos, es por eso que se afinó los resultados mediante criterios de exclusión como categorías relevantes; y luego, tópicos relevantes. Una vez hecho esto, se procedió a una selección manual de los artículos mediante una simple lectura de su resumen, o de ser necesario una lectura inicial rápida del texto completo. Es importante mencionar que ciertos artículos fueron encontrados al ser citados por los autores en sus estudios. Para estos artículos no se determinó su proveniencia en cuanto a su base de datos. Finalmente, se determinó la totalidad de artículos con los que se trabajó. El protocolo de revisión se presenta en la figura 1.

4. Resultados

4.1. Pronósticos

4.1.1. Características pronósticos

Las compañías de alimentos están más preocupados por la previsión de ventas debido a sus características especiales, ya mencionadas, como la corta vida útil de sus productos, la necesidad de mantener una alta calidad, y la incertidumbre o fluctuaciones en las demandas del consumidor (Van der Vorst, Beulens, De Wit & Van Beek, 1998). Es así que los pronósticos sirven para adaptarse a los cambios en el entorno empresarial (Doganis et al., 2006), asignar eficientemente la capacidad productiva de una empresa y hacer que esta se adapte perfectamente a la demanda, y para proporcionar apoyo a la planificación estratégica de la organización (Da Veiga, Da Veiga & Duclós, 2010). Dentro de este tema, es importante mencionar dos conceptos básicos como lo son el tiempo sobre el cual se planea realizar un pronóstico, y la influencia del *expertise* humano. El horizonte de planeación se define como el número de periodos futuros en los que se evaluará el proceso de pronóstico, y el intervalo de predicción (*forecasting interval*) corresponde a la frecuencia o al periodo de tiempo en el que las nuevas previsiones se calculan (semanal, mensual, trimestral) (Cacatto, Belfiore & Vieira, 2012). Se habla de pronósticos a corto plazo, cuando el horizonte de planeación es menor a 3 meses; mediano plazo, cuando este es de 3 meses a 2 años; y largo plazo, cuando es mayor a 2 años (McCarthy et al., 2006). Es así que mientras el horizonte de planeación aumenta, la exactitud de los pronósticos disminuye (Nahimas, 2007). De igual forma, la intervención humana juega un papel necesario y deseable en toda industria que realiza pronósticos ya que la experiencia y el conocimiento de datos y las tendencias, asegura que sus analistas sean capaces de detectar cambios estructurales, datos anormales o atípicos, puntos de inflexión y características estacionales que un proceso de proyección automático sería incapaz de hacerlo (Prusa & Chocholac, 2015).

PASOS	PROCESO	RESULTADOS		
		Pronósticos	Inventarios	Costos
1) <i>Formulación preguntas de revisión</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Explorar características principales de tópicos escogidos. * Desarrollar preguntas de revisión basadas en información encontrada. 	<ul style="list-style-type: none"> * ¿Características pronósticos? * ¿Qué métodos objetivos son utilizados y cómo se justifica su uso? * ¿Cómo se evalúan estos métodos? 	<ul style="list-style-type: none"> * ¿Características y funciones? * ¿Cómo se determina a qué productos se debe aplicar un sistema de inventario? * ¿Qué modelos son utilizados y cómo se justifica su uso? 	<ul style="list-style-type: none"> * ¿Qué componentes tiene el costo de un producto? * ¿Cómo se calculan los costos usados en los modelos de inventarios?
2) <i>Determinación base de datos</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Investigar bases de datos existentes para búsqueda de artículos publicados. * Determinar bases de datos que mejor se ajusten al tópico. 		<ul style="list-style-type: none"> * Summon Web-Scale Discovery (Summon) * Ebsco * Science Direct ElSevier (ElSevier) 	
3) <i>Determinación criterios de búsqueda</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Especificar palabras claves principales (<i>keywords</i>) sobre tópicos de pronósticos, sistemas de inventarios y costeo de productos en la industria de alimentos. 	forecasting + {food industry}	(a) {inventory models} + {food industry} (b) {inventory system} + {food industry} (c) {inventory policy} + {food industry}	a) costs + {inventory models} b) product + {costs components}
4) <i>Búsqueda literaria</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Búsqueda de artículos basada en palabras claves. 	Summon: 164 339 Ebsco: 289 ElSevier: 2179	Summon: (a) 26 458; (b) 33953; (c) 20699 Ebsco: (a) 33; (b) 89; (c) 8 ElSevier: (a) 27; (b) 50; (c) 34	Summon: <i>Se excluyó esta búsqueda por inconsistencia</i> Ebsco: (a) 1063; (b) 595 ElSevier: (a) 2714; (b) 103
5) <i>Criterio de exclusión</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Seleccionar categorías relevantes: <i>mathematics, engineering, business and administration</i>. 	Summon: 583 Ebsco: 413 ElSevier: 2178	Summon: (a) 549; (b) 658; (c) 789 Ebsco: (a) 33; (b) 89; (c) 8 ElSevier: (a) 27; (b) 50; (c) 34	Ebsco: (a) 144; (b) 234 ElSevier: (a) 283; (b) 103
	<ul style="list-style-type: none"> * Seleccionar tópicos relevantes: <i>food, supply chain, product, agriculture, process, model, firm, production, company, market</i>. 	Summon: 583 Ebsco: 413 ElSevier: 681	Summon: (a) 48; (b) 63; (c) 89 Ebsco: (a) 33; (b) 89; (c) 8 ElSevier: (a) 27; (b) 50; (c) 34	Ebsco: (a) 144; (b) 234 ElSevier: (a) 283; (b) 103
	<ul style="list-style-type: none"> * Selección manual. 	Summon: 24 Ebsco: 12 ElSevier: 27	Summon: 3 Ebsco: 5 ElSevier: 14	Ebsco: 4 ElSevier: 6
6) <i>Decisión final</i>	<ul style="list-style-type: none"> * Determinación de totalidad de artículos de revisión. 	63 + 26* = 89	22 + 8* = 30	10

* Los números en asterisco del último paso son los artículos sin base de datos determinada, al ser estos citados en los artículos de revisión originales.

Fig. 1. Protocolo de revisión

Mentzer & Bienstock (1998) afirman de igual manera que su resultado puede ser utilizado en varias áreas dentro de una organización: en los departamentos de finanzas y contabilidad, capaces de proyectar costos, una previsión de ventas permite estimar los niveles de beneficios y las necesidades de capital; el departamento de ventas requiere un buen conocimiento del volumen de ventas de cada producto ya que se encarga de la tarea de organizar la fuerza de ventas; el departamento de producción y compras necesita una previsión a largo plazo para planificar el desarrollo de la planta y el equipo necesario, al igual que un pronóstico más detallado a corto plazo para organizar el plan de producción; marketing necesita una visión del mercado en el futuro con el fin de planificar sus acciones y evaluar el impacto de los cambios en su estrategia para los volúmenes de ventas, y el departamento de logística necesita predicciones precisas a diferentes horizontes de tiempos: un pronóstico a largo plazo para desarrollar y organizar la infraestructura logística adecuada, y un pronóstico a corto plazo para definir las necesidades logísticas específicas.

De igual manera, se debe recalcar la importancia de la planeación agregada, técnica que busca pronosticar la venta de un grupo de dos o más productos, en vez de realizar pronósticos individuales (Nahmias, 2007). Esto se explica ya que en una base porcentual el error cometido en las ventas pronosticadas para una línea completa de productos generalmente es menor que el error cometido en el pronóstico de ventas para un artículo individual (Nahmias, 2007). En efecto, en materia de estadística la variación del promedio de una colección de variables aleatorias independientes distribuidas de manera idéntica es menor que la variación de cada una de las variables aleatorias; es decir, la variación de la muestra media es menor que la variación de la población (Nahmias, 2007). Es así que existen varias formas de unir los productos. Da Veiga et al. (2010) recomiendan realizar una agrupación basada en las características inherentes de los productos; en este caso, se los une de acuerdo con la similitud del uno con el otro ya sea en propiedades físico químicas, o en procesos productivos.

Zotteri, Kalschschmidt & Caniato (2005) recomiendan una unión mediante el comportamiento de la serie de datos en función al grado de similitud de las series de tiempo y, Krajewski & Ritzman (2012) afirman que el método más aplicado para realizar una unión de producto es mediante una clasificación ABC que determine la importancia del producto relacionando la demanda y las ventas. Nahmias (2007) indica que para realizar esta clasificación, se debe disponer una secuencia de orden decreciente de acuerdo con el volumen anual de ventas o uso en dólares a todos los productos, para luego graficar el volumen acumulado en dólares y obtener una curva de crecimiento exponencial denominada curva Pareto. Por lo general, el 20% de los productos representan el 80% del volumen anual de ventas o uso en dólares (artículos A), el siguiente 30% representa el posterior 15% de volumen en dólares (artículos B), y el 50% restante representa el 5% final del volumen en dólares (artículos C). En este método, se ordena los artículos según su participación en ventas y se orienta los esfuerzos administrativos para su control: los ítems de clase A tienen mayor proporción y requieren más atención; los ítems clase B y C tienen menor representatividad y se tratan con menor rigurosidad. Es así que para el grupo A se recomienda un pronóstico de manera individual para cada producto, aunque se podría hacer una estratificación de la serie de tiempos correspondiente a la región, al cliente o al vendedor. Para el grupo B, se recomienda un pronóstico también de manera individual, pero sin necesidad de estratificación y; para el grupo C, se recomienda un pronóstico de forma agregada para los productos de esta categoría. Esto es justamente lo que Barbosa, da Christo & Costa (2015) realizan en su estudio de pronósticos para una industria de alimentos brasilera.

Otro método para lograr una planeación agregada es lo que se conoce como predicción jerárquica o *hierarchical forecasting*, el cual se compone generalmente de dos procesos separados de pronósticos: el proceso de pronóstico de abajo hacia arriba (*bottom up*) y el proceso de pronóstico de arriba hacia abajo (*top down*) (Muir, 1979). En el enfoque de abajo hacia arriba, los pronósticos individuales para cada segmento de la demanda (por ejemplo, un solo SKU, un día solo, única tienda) se combinan para producir un pronóstico de la demanda agregada (por ejemplo, grupo de productos, semana o grupo de tiendas). Esto se conoce como previsión acumulativa, ya que es la suma de los pronósticos individuales de nivel inferior. En el proceso de arriba hacia abajo, los datos de demanda agregada (suma de la demanda) se utilizan para pronosticar la demanda agregada, y luego este pronóstico es desagregado para producir lo que se conoce como previsiones

correspondientes para cada segmento de la demanda. Autores como (Theil, 1954; Grunfeld & Griliches, 1960; Schwarzkoph, Tersone & Morris, 1988; Kahn, 1998; Lapide, 1998) sostienen que el enfoque de arriba hacia abajo es superior debido a su menor costo y a una mayor precisión cuando la demanda es razonablemente estable. Por otro lado, (Orcutt, Watts & Edwards, 1968; Zellner & Tobias, 2000; Weatherford, Kimes & Scott, 2001) han constatado que a pesar de que puede ser atractivo minimizar el número de pronósticos independientes, los pronósticos individuales son esenciales cuando es importante captar las diferencias entre los patrones de demanda (por ejemplo, las diferencias entre las tiendas y entre los productos). Es así que este tipo de enfoque abajo hacia arriba es ideal cuando diferentes productos tienen diferentes estacionalidades y la agregación podría hacer que la estimación de la estacionalidad sea bastante complicada. Paralelamente, (Mentzer & Cox, 1984; Weatherford et al., 2001) demuestran que no existe un método que sea mejor que el otro. La elección del método depende del grado de correlación entre las variables de pronóstico sub agregado y de la magnitud de la correlación entre los errores de pronóstico de variables sub agregado. La figura 2 presenta la diferencia entre estos dos enfoques.

Es así que Zotteri et al. (2005) recomiendan una planeación agregada ya que el análisis individual de todos los productos de una empresa no es relevante para los objetivos del área gerencial. Asimismo, estos autores afirman que la elección del nivel adecuado de agregación depende del proceso de toma de decisiones que los pronósticos esperan apoyar. Una planeación de la producción a corto plazo necesita un pronóstico muy detallado de la demanda, pero para un diseño de plantas o estimación de un presupuesto, es más conveniente un pronóstico agregado. Al contrario, Pérez, Mosquera & Bravo (2012) realizaron un estudio de pronósticos en una empresa agroindustrial y concluyeron que, debido a las particularidades en la rotación y al comportamiento heterogéneo de la demanda de los productos en cada sitio de distribución, es conveniente definir modelos de pronósticos de manera individual.

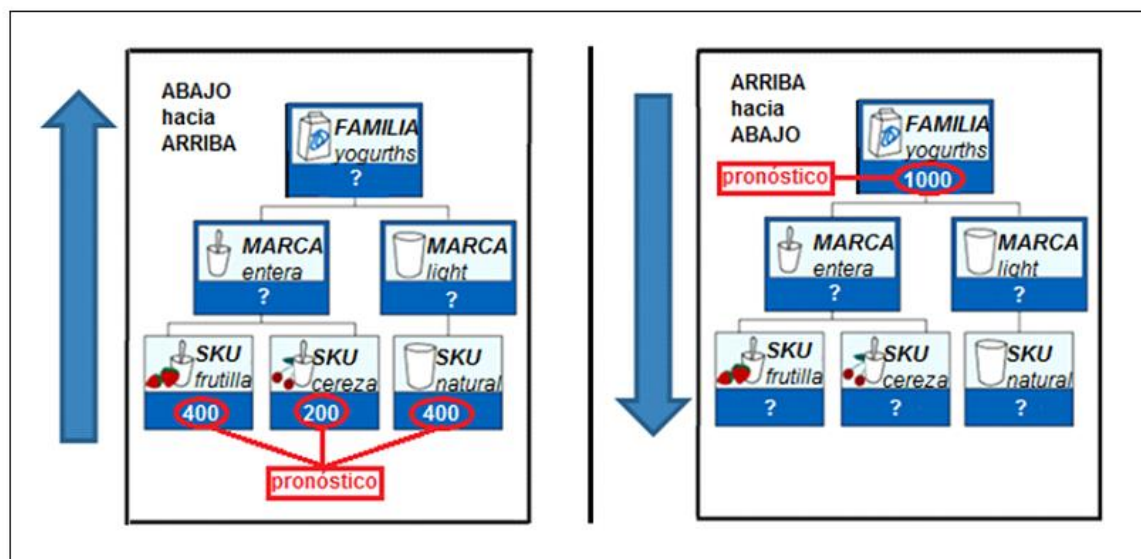


Fig. 2. Previsión jerárquica: enfoque abajo hacia arriba vs. arriba hacia abajo

Finalmente, una de las prácticas cada vez más utilizadas hoy en día para la realización de pronósticos consiste en los pronósticos colaborativos, que son una respuesta a una mejor forma de pronosticar, y se definen como la práctica en la que “se reúne los conocimiento e información que existen interna y externamente en un único pronóstico más exacto y que tiene el apoyo de toda la cadena de suministro” (Helms, Lawrence & Chapman, 2000). Lapide (2010) afirma que se trata de una práctica sostenible que resulta en la reducción de costos de inventario y desperdicio de bienes de consumo mediante acuerdos a largo

plazo. Es así que al compartir diferentes tipos de información como cambios de precios, surtidos, planes promocionales e inventarios de clientes y proveedores, se logra una mejor exactitud en los pronósticos, un ahorro de tiempo, al igual que se facilita la gestión de inventario, entrega y producción (Eksoz et al., 2014). En esto concuerda Zhou & Benton (2007), quienes afirman que el compartir planes de producción y entrega aumenta la transparencia de las operaciones y reduce los errores de predicción. Existen varios casos de éxito sobre este tema; como por ejemplo, la colaboración entre Wal-Mart y Sara Lee donde un desarrollo conjunto de pronósticos y planes de reposición de estas empresas, resultó en una reducción de inventario en un 18%, una reducción de tiempo de reabastecimiento en un 20%, un aumento de ventas en un 32%, y una mayor exactitud de pronósticos en un 40% (Attaran, 2004).

Cabe recalcar que si bien una correcta planificación de ventas de productos de alimentos conduce a una mejor satisfacción por parte de clientes, a un aumento de ventas, y a una disminución en el desperdicio de alimentos (Arunraj & Ahrens, 2015), Adebajo & Mann (2000) mencionan que un estudio realizado a 50 de las multinacionales más importantes en la industria de alimentos, el 48% de estas califican como deficientes a los pronósticos utilizados en sus empresas.

4.1.2. Métodos de pronósticos

Nahmias (2007) afirma que existen aproximadamente 70 métodos para realizar pronósticos, y este autor propone una clasificación general en métodos cualitativos o cuantitativos. Los métodos cualitativos se basan en el juicio subjetivo o intuitivo de expertos para determinar proyecciones futuras. Este tipo de métodos pueden ser utilizados si se presenta un nuevo producto en el mercado con promociones específicas para los nuevos clientes. Es decir, cuando no hay datos pasados que permitan tener una idea general sobre el volumen de ventas, o cuando no se espera que el patrón histórico de la serie de tiempo continúe en el futuro. Al contrario, los métodos cuantitativos son métodos exactos que se basan en sistemas matemáticos-estadísticos que implican el procesamiento de datos sobre la demanda del año pasado, y su extrapolación hacia el futuro (Arunraj & Ahrens, 2015).

Según Nahmias (2007) dentro de los métodos cualitativos, se encuentra el método de analogías, que sirve para lanzar un producto nuevo y se basa en el hecho de que casi todos los productos tienen un ciclo de vida bien definido. Generalmente, las ventas presentan un crecimiento durante la etapa temprana que sigue a la introducción del producto en el mercado. En cierto punto, el producto o servicio madura, lo que implica un bajo o nulo crecimiento adicional, hasta que, en un momento dado, la demanda va bajando hasta el punto donde ya no es ofertado. Es así que se busca determinar la etapa en la que se encuentra el producto, y en base a eso pronosticar sus ventas. También, está el método Delphi, que es utilizado para pronósticos a largo plazo, pronósticos de ventas de productos nuevos y pronósticos tecnológicos, en donde se utilizan paneles con expertos en el mercado específico y de diferentes campos, los cuales intentan transferir al análisis su conocimiento individual respecto de los factores que afectan la demanda, interactuando entre sí para tratar de llegar a un consenso en cuanto al pronóstico de esta. Finalmente, está la investigación de mercados, que consiste en cuestionarios estructurados que se envían a clientes potenciales del mercado solicitando en ellos opinión acerca de productos o productos potenciales, e intentan así averiguar la probabilidad de que los consumidores demanden ciertos productos o servicios.

La presente revisión no se basa en estos métodos, sino solo en el estudio de métodos cuantitativos. La figura 3 presenta una clasificación de modelos de pronósticos realizado a través del análisis de toda la literatura estudiada, y en particular de (Prusa & Chocholac, 2015), (Doganis et al., 2006), (Nahmias, 2007) y (Arunraj & Ahrens, 2015).

Los métodos cuantitativos, pueden ser divididos a su vez en series de tiempo, métodos causales, y modelos híbridos. Las series de tiempo se definen como un conjunto de observaciones medidas en puntos sucesivos o en periodos sucesivos de tiempo sobre una variable específica como el volumen de ventas (Chopra & Meindl,

2013). Estos métodos suponen que una serie de tiempo es una combinación de un patrón y un error aleatorio. Dentro de los patrones más importantes, Nahmias (2007) habla tendencia, que es la proclividad de una serie de tiempo a exhibir un patrón estable de crecimiento o decrecimiento. Esta se distingue entre tendencia lineal, patrón descrito por una línea recta, y tendencia no lineal, patrón descrito por una función no lineal como una curva exponencial o cuadrática. Estacionalidad, que es un patrón que se repite en intervalos fijos; por ejemplo, picos cada cierto tiempo. Ciertos productos alimenticios se caracterizan por mostrar patrones de estacionalidad. Ciclo, similar a la estacionalidad excepto que su duración y magnitud pueden variar; y, aleatoriedad, que es cuando no existe un patrón reconocible para los datos. El objetivo de estos métodos es separar el patrón del error mediante el descubrimiento de la tendencia del patrón, su aumento o disminución a largo plazo y su estacionalidad, el cambio causado por factores estacionales tales como fluctuaciones de la demanda. Es así que los modelos de series de tiempo se basan en datos de ventas históricos observados a intervalos regulares para predecir la demanda futura (Arunraj & Ahrens, 2015). Estos métodos suponen que las ventas de un producto en un periodo pasado serán equivalentes a las ventas en un período correspondiente en el futuro (Chopra & Meindl, 2013).

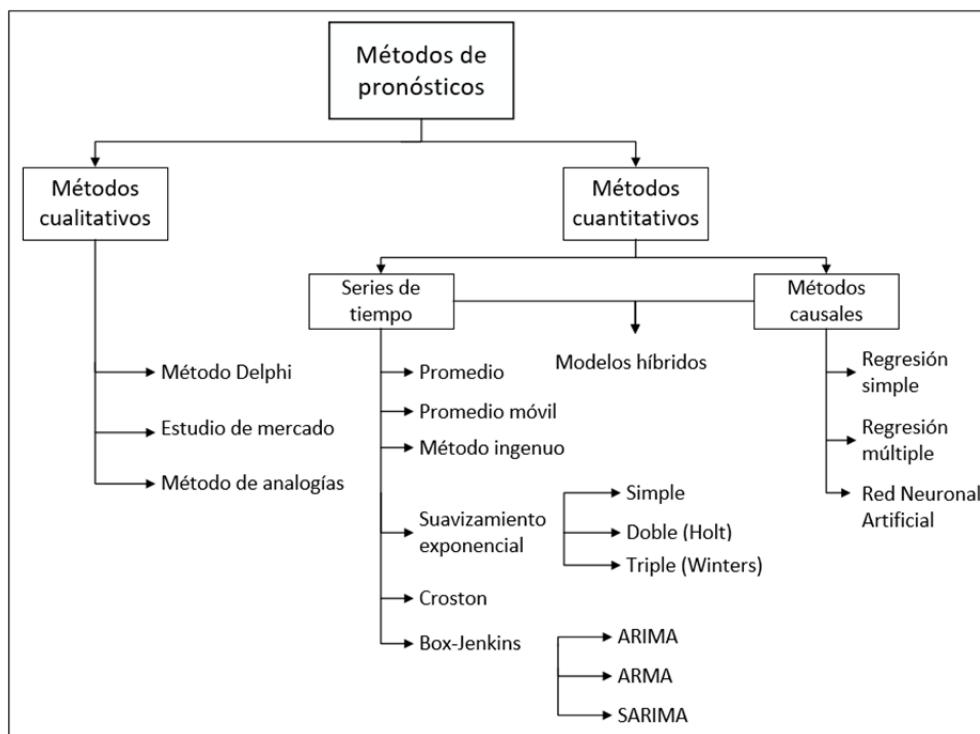


Fig. 3. Clasificación métodos pronósticos

Dentro de los métodos más sencillos de serie de tiempo se encuentra el promedio, que es simplemente un promedio de las observaciones más recientes, en donde se asume que el resultado será el pronóstico para las ventas del siguiente periodo; y el método ingenuo, que simplemente toma la observación del periodo pasado como pronóstico para el siguiente período (Nahmias, 2007). Debido a la simplicidad y a los pocos casos de estudio de estos métodos, esta revisión no los considerará más a detalle.

El promedio móvil, asimismo, es un método bastante sencillo y fácil de usar, que representa la media de las n observaciones más recientes, utilizado como pronóstico para el próximo periodo (Nahmias, 2007). El valor óptimo de n puede ser determinado por el método de prueba y error, en donde generalmente se toma

como referencia el MSE (*Mean Square Error*) (Sahu & Kumar, 2013). Para los sistemas que emplean revisiones mensuales de pronóstico, la longitud del promedio móvil está generalmente en algún lugar entre 3 y 12 puntos, mientras que para las revisiones semanales, es entre 8 y 24 puntos (Johnston, Boylan, Esquisto & Meadows, 1999). Este método es recomendado para patrones constantes y pequeñas fluctuaciones; es decir, demanda sin tendencia ni estacionalidad (Da Veiga et al., 2010; Chopra & Meindl, 2013). Nahmias (2007) señala que este método debe usarse para demanda estacionaria, que es aquella serie de datos cuyas propiedades estadísticas básicas, como media y la varianza, permanecen constantes en el tiempo. Asimismo, Pérez et al (2012) lo sugieren para ítems de clase C y para ítems de clase B con demanda intermitente, la cual se estudiará más adelante. Entre sus ventajas, está su facilidad de implementación y la posibilidad de realizarlo de manera manual (Nahmias, 2007), pero se debe tomar en cuenta que este método tiene una gran limitación que es el hecho de que la demanda de productos de alimentos rara vez es constante y por esta razón su aplicación es restringida en la práctica (Da Veiga et al., 2010).

El suavizamiento exponencial simple se basa en un promedio ponderado de la observación más reciente y el pronóstico anterior. El peso aplicado a la observación más reciente es α , donde $0 < \alpha < 1$, y el peso aplicado al último pronóstico es $1 - \alpha$ (Nahmias, 2007). Para la optimización de la constante de suavización, α , se sugieren valores entre 0.01 y 0.30 y para demanda intermitente entre 0.05 y 0.20 eligiendo el que minimice el MAD (*Mean Absolute Deviation*) o el MSE (*Mean Square Error*) (Willemain, Shockor & De Sautels, 1994). Sahu & Kumar (2013) reducen el intervalo de α para valores entre 0.1 a 0.3, pero señalan que ningún estudio que determine el valor óptimo de las constantes utilizadas en este método ha sido encontrado. El valor de esta constante puede ser determinado mediante el software solver de Excel, en donde se plantea como objetivo la reducción del error escogido (Hyndman, Akram & Archibald, 2008). Este es un método empleado para pronosticar una serie temporal cuando no hay tendencia o patrón estacional, pero en donde la media cambia lentamente en el tiempo (Bowerman, O'Connell & Koehler, 2009; Chopra & Meindl, 2013). Snyder, Koehler & Ord (2002) y Barbosa et al. (2015) han demostrado que este método es apropiado en condiciones donde la varianza puede crecer o decrecer, oscilar, en un cierto nivel en torno a una base constante. Sus ventajas se basan en su simplicidad y en su bajo costo de aplicación, y se lo recomienda cuando el horizonte de planeación es corto (Barbosa et al., 2015). Es así que Koehler (1985) apoya la aplicación de modelos simples para pronosticar las ventas de productos de alimentos en el nivel SKU, y demuestra que modelos de suavizamiento exponencial simple son suficientes para este tipo de productos. Es así que según Sahu & Kumar (2013) existe una gran cantidad de autores que utilizan este método para pronósticos en esta industria. Tal es el caso de Miller, McCahon & Miller (1991) quienes afirman que el suavizamiento exponencial es uno de los métodos más comunes y sencillos para pronosticar la venta de bebidas y alimentos.

El suavizamiento exponencial doble, o método Holt, utiliza ecuaciones separadas de suavizamiento exponencial para pronosticar la intercepción y la pendiente de las series de cada periodo (Nahmias, 2007). La intercepción se denomina también nivel, que es la demanda actual des-estacionalizada (α), y la tendencia representa la tasa de crecimiento o disminución de la demanda para el periodo considerado (β) (Chopra & Meindl, 2013). En cuanto a los valores de las constantes, un valor pequeño de α y β da mayor peso a los valores más antiguos, y un mayor valor en dichas constantes da mayor peso a los niveles más recientes (Delgadillo-Ruiz et al., 2016). En la mayoría de las aplicaciones, las constantes pueden ser las mismas pero se da más estabilidad al estimado de la pendiente, lo que implica que $\beta \leq \alpha$ (Nahmias, 2003). Este método se utiliza cuando existe la presencia de una tendencia en la serie de tiempo (Delgadillo-Ruiz, Ramírez-Moreno, Leos-Rodríguez, Salas & Valdez-Cepeda, 2016), la cual Nahmias (2007) afirma que debe ser lineal, y sin estacionalidad según Chopra & Meindl (2013). Rani & Raza (2012) recomiendan su uso para pronósticos a corto tiempo, pero afirman su sensibilidad frente a datos atípicos. No existe una gran aplicación en la industria de alimentos de este método, sino que es usado principalmente en ámbitos económicos y financieros (Batselier & Vanhoucke, 2016).

El suavizamiento exponencial triple, o Winters, es un método más complejo en donde se utilizan tres ecuaciones de suavizamiento distintas con sus respectivas constantes para pronosticar la intercepción o nivel (α), la pendiente o demanda des-estacionalizada (β), y los factores estacionales de cada periodo (γ). No existe

literatura respecto a los valores óptimos de estas constantes, razón por la cual Barbosa et al. (2015) recomiendan que estos valores pueden ser optimizados utilizando excel solver con referencia al MAPE (*Mean Average Percentage Error*). Existe 2 variaciones de este método: el método aditivo, cuando las variaciones estacionales son constantes a través de la serie de tiempo, y el método multiplicativo, cuando las variaciones estacionales cambian proporcionalmente con el nivel de la serie (Chopra & Meindl, 2013). El método multiplicativo es usado mayoritariamente y por lo general funciona mejor que el método aditivo (Bermúdez, Segura & Vercher, 2006). El método Winters se recomienda para series de tiempo con tendencia y estacionalidad (Nahmias, 2007), y Makridakis & Hibon (2000) confirman que logra generar pronósticos confiables. En lo que concierne los casos de aplicación de este método, Barbosa et al. (2015) realizaron pronósticos de ventas de productos en una empresa de alimentos brasilera y concluyeron que de todos los métodos de suavizamiento exponencial, este fue el que mejor resultado obtuvo. Los mismos autores recomiendan el uso de estos modelos para PYMES que no puedan hacer inversiones importantes en sus operaciones de planeación.

Es importante mencionar que de los métodos de series de tiempo presentados anteriormente, el promedio móvil y el suavizamiento exponencial son métodos de un solo paso adelante. Es decir, suponen que los pronósticos de cualquier periodo serán los mismos ya que la serie es estacionaria. Al contrario, el método Holt y Winters son de varios pasos adelante; es decir, sus pronósticos son diferentes según el periodo que se pronostique, ya que este tipo de modelos no considera que la serie es estacionaria, sino que sus observaciones son variables en función del tiempo (Nahmias, 2007).

A su vez, el método Croston se basa en la demanda intermitente, que se conoce como aquella que aparece esporádicamente; es decir, en donde ciertos periodos de tiempo no presentan demanda alguna, y cuando ocurre una demanda, su tamaño no es constante. Este tipo de demanda es bastante difícil de predecir y los errores de predicción son costosos en cuanto a demanda no satisfecha o excedente de stock obsoleto (Syntetos & Boylan, 2005). El suavizamiento exponencial simple y el promedio móvil también son utilizados en la práctica para tratar con este tipo de demanda, pero el método denominado standard es el método Croston (Croston, 1972). Este método separa los componentes de la demanda y del modelo de forma separada en dos estimados: intervalos de interdemanda (tiempo entre observaciones) y en magnitud de sus observaciones (tamaño demanda), y de esta forma logra pronosticar separadamente el tamaño de la demanda no nula y el tiempo entre arribos de las demanda sucesivas no nulas utilizando el suavizamiento exponencial simple (Croston, 1972). En un contexto de demanda intermitente, la literatura recomienda valores de constantes de suavizamiento bajos, en el rango de 0.05 y 0.2 (Croston, 1972; Willemain et al., 1994; Johnston & Boylan, 1996). Cabe recalcar que los estimados se actualizan solo cuando la demanda es diferente de cero. Por lo tanto, si existe demanda en todos los periodos 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).

La tabla 1 presenta un resumen de la información planteada anteriormente.

Nahimas (2007) afirma que mientras los métodos anteriormente expuestos suponen que las observaciones sucesivas son independientes, los métodos Box-Jenkins no cumplen este supuesto, sino que utilizan las posibles dependencias entre valores de la serie de periodo a periodo para lograr predecir las observaciones futuras. Es así que estos métodos determinan las autocorrelaciones de las muestras, grado de dependencia entre valores de datos observados separados por un número fijo de periodos, aumentando cada vez los periodos de separación. El modelo Box Jenkins más básico se conoce como el modelo de promedio móvil autoregresivo o *AutoRegressive Moving Average* (ARMA), el cual es utilizado para series estacionarias. Este modelo se basa en que la observación de un periodo es explicada por las observaciones de ella misma correspondientes a periodos anteriores añadiéndose, como en los modelos estructurales, un término de error.

Tabla 1. Métodos Series de Tiempo

Método	Características series de tiempo	Otras características	Parámetros	Ventajas	Desventajas
Promedio móvil	<ul style="list-style-type: none"> ● Patrón constante y/o pequeñas fluctuaciones ● Sin tendencia ni estacionalidad ● Aleatoriedad (Chopra & Meindl, 2003) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Items de clase C ● Items de clase B con demanda intermitente (Pérez et al., 2012) 	<ul style="list-style-type: none"> ● n: número de observaciones (Nahmias, 2003) ● n*: determinado mediante MSE (Sahu & Kumar, 2003) ● Pronósticos mensuales: $3 \leq n \leq 12$ (Johnston et al., 1999) ● Pronósticos semanales: $8 \leq n \leq 24$ (Johnston et al., 1999) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Método simple ● Fácil de usar (Pérez et al., 2012) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Fluctuaciones en la demanda de productos alimenticios (Da Veiga et al., 2010)
Suavizamiento exponencial simple	<ul style="list-style-type: none"> ● Sin tendencia ni estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003). ● Varianza oscila en un cierto nivel en torno a una base constante (Barbosa et al., 2015) 	Horizonte de tiempo corto (Barbosa et al., 2015)	<ul style="list-style-type: none"> ● α: constante de suavizamiento (Nahmias, 2003) ● α^*: determinado mediante MSE o MAD (Sahu & Kumar, 2013) ● $0.01 \leq \alpha \leq 0.03$ (Willemain et al., 1994). ● $0.1 \leq \alpha \leq 0.3$ (Sahu & Kumar, 2013) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Método simple ● Fácil de usar (Pérez et al., 2012) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Fluctuaciones en la demanda de productos alimenticios (Da Veiga et al., 2010)
Suavizamiento exponencial doble (Holt)	<ul style="list-style-type: none"> ● Tendencia en la serie de tiempo (Delgadillo-Ruiz et al., 2016). ● Sin estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003) ● Tendencia debe ser lineal (Nahmias, 2007) 	Pronósticos a corto tiempo (Rani & Raza, 2012)	<ul style="list-style-type: none"> ● α: estimación del nivel ● β: estimación de la tendencia (Chopra & Meindl, 2003) ● α y β pueden ser las mismas, pero generalmente se da más estabilidad al estimado de la pendiente: ($\beta \geq \alpha$) (Nahmias, 2003) 	No existe información al respecto	<ul style="list-style-type: none"> ● Sensible a datos atípicos (Gelper & Al, 2007)
Suavizamiento exponencial triple (Winters)	Tendencia y estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003; Nahmias, 2007)	<ul style="list-style-type: none"> ● Aditivo: variaciones estacionales son constantes a través de la serie de tiempo ● Multiplicativo: variaciones estacionales cambian proporcionalmente con el nivel de la serie (Chopra & Meindl, 2003) ● Método multiplicativo: usado mayoritariamente y funciona mejor que el método aditivo (Bermúdez et al, 2006) 	<ul style="list-style-type: none"> ● α: estimación del nivel ● β: estimación de la tendencia ● γ: estimación estacionalidad (Chopra & Meindl, 2003). ● Optimizados con Excel Solver con referencia al MAPE (Barbosa et al., 2015) 	<ul style="list-style-type: none"> ● Método robusto ● Resultados confiables (Makridakis et al., 1998; Makridakis & Hibon, 2000; Ord, 2001) 	No existe información al respecto
Croston	Demanda intermitente (Syntetos & Boylan, 2005)	Separa y pronostica estos componentes de la demanda: <ul style="list-style-type: none"> ● Intervalo de interdemanda (tiempo entre observaciones) ● Magnitud de observaciones (tamaño demanda) (Shenston & Hyndman, 2005) 	<ul style="list-style-type: none"> ● α: constante de suavizamiento (Croston, 1972). ● $0.05 \leq \alpha \leq 0.2$ (Croston, 1972; Willemain et al, 1994; Johnston y Boylan, 1996) 	Suavizamiento exponencial simple y promedio móvil son utilizados también pero Croston es el método estándar (Croston, 1972)	<ul style="list-style-type: none"> ● Difícil de predecir ● Errores de predicción son costosos en cuanto a demanda no satisfecha o excedente de stock obsoleto (Syntetos & Boylan, 2005)

El término promedio móvil explica el valor de una determinada variable en un periodo en función de un término independiente y una sucesión de errores correspondientes a periodos precedentes, ponderados convenientemente. Este modelo adopta 2 parámetros (p, q) que representan el orden del modelo: p , número de términos autoregresivos, y q , número de términos de promedio móvil (Makridakis & Hibon 1997). El siguiente modelo de este método, y el más general, es el ARIMA, *AutoRegressive Integrated Moving Average*, al cual se le añade el término integrado para trabajar con series de tiempo que no son estacionarias. Este término se refiere a la diferenciación que es un medio para eliminar la tendencia y el crecimiento polinomial. Así, una diferenciación de primer orden significa derivar una nueva serie que es igual a las primeras diferencias de valores sucesivos de la serie original (Nahmias, 2007). Este modelo está definido por un parámetro más (p, d, q), en donde d representa el nivel de diferenciación de la serie (Makridakis & Hibon 1997). Finalmente, el último modelo Box Jenkins y el más completo, es el SARIMA, *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average*, el cual trata con una demanda no estacionaria y estacional. Este modelo está definido por los parámetros (p, d, q) x (P, D, Q)s donde P , D y Q representan el orden de la parte estacional autoregresiva, de la diferenciación estacional, y de la parte estacional del promedio móvil, respectivamente; y, s es la longitud del ciclo estacional. Por ejemplo, una diferencia estacional de primer orden es la diferencia entre una observación y la observación correspondiente del año anterior, o del horizonte de planeación considerado (Adhikari & Agrawal, 2002). La figura 4 representa un resumen de estos modelos.

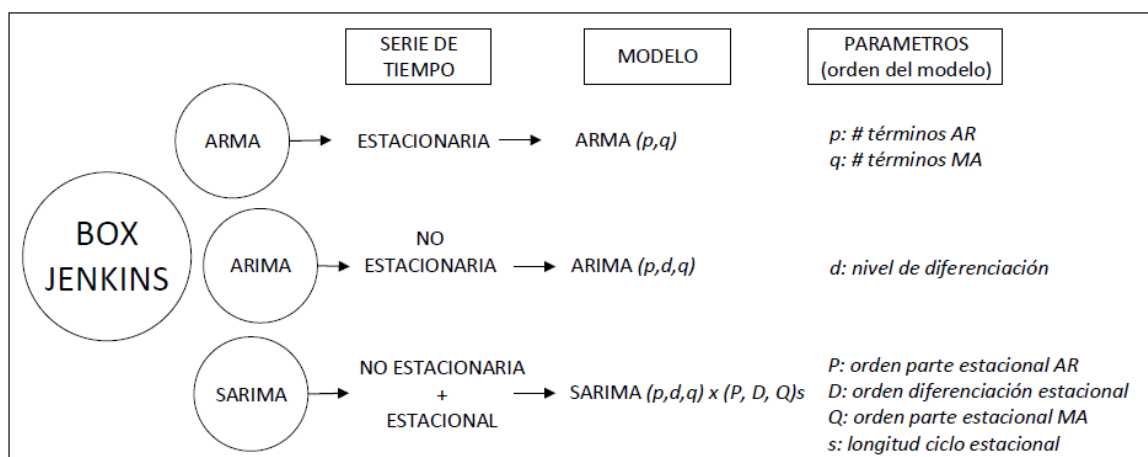


Fig. 4. Descripción modelos Box-Jenkins

Dentro de las aplicaciones de estos modelos, Hamjah (2014) afirma que hay muchos estudios que buscan encajar un modelo ARIMA en el sector de la agricultura para pronosticar la producción de diferentes tipos de cultivos agrícolas. Tal es el caso del estudio de este mismo autor que pronosticó la producción de cultivos frutales (plátano, guayaba, papaya, piña y mango) en Bangladesh, Tripathi et al. (2014) la producción de arroz en India, Amin, Amanullah & Akbar (2014) la producción de trigo en Pakistán, y Badmus & Ariyo (2011) la producción de maíz en Nigeria. No obstante, no existe literatura sobre la aplicación de estos modelos en industrias de alimentos. En efecto, si bien Box, Jenkins & Reinsel (1994) afirman que los modelos ARMA y ARIMA son los métodos lineales más populares, su capacidad de pronóstico está limitada por su supuesto de comportamiento lineal y; por lo tanto, no siempre es satisfactorio (Zhang, 2003). En esto concuerdan una gran cantidad de autores que expresan comentarios negativos en relación a estos modelos. Tal es el caso de Makridakis & Hibon (1997), quienes afirman que un gran número de investigadores aceptan que los métodos Box Jenkins no son métodos precisos para pronosticar series de tiempo, por lo menos no en los dominios de las aplicaciones empresariales y económicos, donde el nivel de aleatoriedad es alta y donde la constancia de patrones o relaciones no puede ser asegurado. Chen & Ou (2011) afirman que estos modelos no pueden utilizarse eficazmente para capturar y explicar las relaciones no lineales, en especial para el manejo de los problemas reales de pronósticos de ventas. Cuando se aplica ARIMA a procesos que son no lineales, los

errores de predicción a menudo aumentan en gran medida. Asimismo, Widiarta, Viswanathan & Piplani (2009) afirman que como muchas veces se requiere de pronósticos de forma periódica, inclusive en forma diaria, no es práctico utilizar modelos complejos que necesiten de un gran análisis para determinar el óptimo modelo ARIMA para cada ítem. Además, ARIMA requiere de mucho trabajo, y es por eso que este estudio recomienda el uso del suavizamiento exponencial simple en vez. Nahmias (2007) también afirma que los modelos Box Jenkins necesitan un mínimo de 72 datos, lo que hace que rara vez sean usados en aplicaciones de producción.

Por otro lado, los métodos causales se basan en la suposición de que la variable que se está pronosticando exhibe una relación de causa y efecto con otra(s) variable(s), y que esta relación es estable a lo largo del tiempo. Es así que estos métodos relacionan a estas variables entre sí con el fin de ajustar una función a los datos para predecir valores futuros (Prusa & Chocholac, 2015). Dentro de estos métodos se encuentra las regresiones, las cuales pueden ser simples, sólo incluye una variable de predicción, o múltiples que, por el contrario, permiten considerar múltiples variables de predicción independientes (Hopp & Spearman, 2008). Si bien estos métodos son utilizados frecuentemente para productos alimenticios, como es el caso del estudio realizado por Prusa & Chocholac (2015), en una industria panadera, quienes determinaron que el mejor modelo que predecía las ventas futuras es el análisis de regresión múltiple ya que logra cuantificar la relación entre varias variables que operan en la demanda, su aplicación es más a nivel minorista o de *retail*, ya que las variables con las que se busca relacionar las ventas son muy dependientes de las características de los clientes finales, con los cuales este tipo de negocios están más en contacto (Lasek, Cercone & Saunders, 2003). Por ejemplo, Lasek et al. (2003) usan estos modelos en ventas de comida en restaurantes. Asimismo, Ryu & Sánchez (2003) realizaron un estudio para identificar el método más apropiado para pronosticar el número de comidas para un comedor institucional. Los métodos de estudiados fueron modelos ingenuos, métodos de suavizamiento exponencial, Holt, Winters, métodos lineales Box Jenkins y regresiones múltiples. El resultado de este estudio mostró que la regresión múltiple fue el método de pronóstico más preciso. Asimismo, este tipo de modelos es especialmente empleado para pronosticar la venta de productos cuando se someten a promociones ya que tiene como objetivo estimar estadísticamente los efectos de múltiples variables independientes sobre la cantidad de ventas durante una promoción (vanDonselaar, Peters, de Jong & Broekmeulen, 2016). Con esto concuerdan Ali, Sayin, Woensel & Fransoo (2009) quienes en un estudio demuestran que los métodos simples de series de tiempo funcionan muy bien para los periodos sin promociones; sin embargo, para los periodos con promociones, las regresiones mejoran sustancialmente la precisión de los pronósticos.

En cuanto a las variables que se debe incluir, por lo general, no es deseable incluir demasiadas variables ya que las correlaciones entre las variables independientes pueden conducir a una estimación incorrecta de los coeficientes. En la práctica, lo que se hace es escoger un subconjunto inicial de variables y luego tratar de añadir una variable a la vez, cada vez verificando si el ajuste del modelo (valor de R^2 ajustado) mejora o no; o, viceversa, empezar con un conjunto completo y eliminar una variable a la vez (Lasek et al., 2003). No obstante, los resultados de un estudio hecho por (Koehler, 1985) muestra que mejorar el ajuste del modelo, no necesariamente mejora los pronósticos. Es así que Ramanathan & Muyldermans (2010) hacen un análisis de los factores que influyen en las ventas de una empresa líder de bebidas en el Reino Unido y consideran factores como tipo de promoción, tamaño de la promoción, duración de la promoción, precio de descuento, festivales, días de fiesta, temperatura, semana del año, rango de productos y presencia del producto en el mercado como variables para entender las estructuras de demanda para diferentes familias de productos que utilizan estos modelos de regresiones. No obstante, el mayor problema que presentan este tipo de modelos es que la relación encontrada entre la variable dependiente y las variables independientes puede pretenderse, al igual que su relación causal puede cambiar con el tiempo, provocando así la necesidad de una actualización constante o un rediseño completo del modelo (Lasek et al., 2003).

El último modelo dentro de los métodos causales son las redes neuronales artificiales o *Artificial Neural Networks* (ANN), el cual se basa en la construcción de un modelo imitando la inteligencia del cerebro

humano. Adhikari & Agrawal (2006) explican que estos modelos tratan de reconocer regularidades y patrones en los datos de entrada, aprender de la experiencia, y luego proporcionar resultados generalizados sobre la base de sus conocimientos previos. Por su parte, Lasek et al. (2003) afirman que estos métodos usan modelos genéricos sofisticados que buscan incorporar características de datos complejos para producir modelos de series temporales precisos, mediante la eliminación del procedimiento lento de prueba y error. En cuanto a sus ventajas, Adhikari & Agrawal (2006) señalan que no son métodos lineales y no se necesita especificar un modelo particular, o hacer alguna suposición estadística de la distribución de las observaciones. En cambio, el modelo se forma de manera adaptativa en función de las características que presentan los datos. En efecto, una de las principales limitaciones de los métodos estadísticos tradicionales es que son esencialmente métodos lineales, y el estado de la venta de alimentos es a menudo influenciado por factores inciertos tales como el clima, promociones, o el mercado competitivo, lo cual no siempre se ajusta a métodos lineales (Chen & Ou, 2011). En esto concuerdan Stock & Watson (1999) quienes compararon métodos lineales y métodos no lineales y encontraron que en términos de capacidad de predicción, una combinación de métodos no lineales son mejores que las combinaciones de métodos lineales. Asimismo, estos modelos pueden ser usados en situaciones donde hay datos erróneos o incompletos (Zhang, Patuwo & Hu, 1998). Alon & Sadowski (2001) hicieron un estudio que compara los ANN y métodos tradicionales como Winters, modelo Box-Jenkins ARIMA, y la regresión múltiple, y los resultados indican que, en general ANN tienen más éxito en comparación con los métodos estadísticos más tradicionales.

No obstante, en cuanto a sus desventajas, Doganis et al. (2006) afirman que la selección de parámetros y número de nodos hacen complicado este modelo, lo cual implica la necesidad de un software potente y de gran conocimiento en el tema. En esto concuerdan Lasek et al. (2003) quienes señalan que la construcción de una buena red es una tarea bastante difícil. Esta se compone de la elección de una arquitectura apropiada como el número de capas ocultas, el número de nodos en cada capa, las conexiones entre nodos, la selección de las funciones de transferencia de los nodos intermedios y de salida, el diseño de un algoritmo de prueba, la selección de los pesos iniciales, y la definición de la regla de detención. En cuanto a su aplicación dentro de la industria de alimentos, las ANN han sido utilizadas para problemas que conciernen la venta de productos de alimentos como mantequilla de maní y salsa de tomate, al igual que para predecir el impacto de actividades promocionales y la preferencia del consumidor en cuanto al volumen de ventas en supermercados (Agrawal & Schorling, 1996). Chen, Lee, Kuo, Chen & Chen (2010) afirman asimismo que hay varios estudios que han aplicado métodos ANN en varias áreas diferentes, incluyendo industrias de alimentos y, si bien algunos han concluido que los métodos ANN funcionan mejor que otros, estos planteamientos son intrínsecamente diferentes y si un método tiene un mejor rendimiento que otro no es fácil de determinar. La figura 5 presenta un diagrama con el funcionamiento de dichos modelos.

Por último, se encuentran los modelos híbridos, que son una combinación entre métodos de series de tiempo y métodos causales (Arunraj & Ahrens, 2005). La motivación para la creación de modelos híbrido, proviene de que a menudo, en la práctica, es difícil determinar si un método específico es más eficaz en la predicción que otros. Por lo tanto, seleccionar el modelo de pronóstico apropiado según sus situaciones particulares es una tarea complicada. Por lo general, se prueba diferentes enfoques y se elige el que tiene el resultado más preciso. Sin embargo, el modelo seleccionado final no siempre es el mejor modelo para utilizar en el futuro (Lasek et al., 2003). En esto concuerdan Arunraj & Ahrens (2005), quienes indican que la precisión del pronóstico puede ser mejorada solo si dos o más modelos con diferentes capacidades se integran y se aplican en lugar de un único modelo específico con capacidad limitada. Es así que el problema de la selección del modelo se puede facilitar mediante el uso de métodos combinados (Lasek et al., 2003). Por ejemplo, (Zhang et al, 2003) combinaron modelos ARIMA y ANN para un sistema de predicción híbrido secuencial, en donde se utiliza la salida de un modelo de tipo ARIMA como entrada para un ANN. Otro híbrido SARIMA y ANN fue presentado por Aburto y Weber (2007) quienes consideran las variables de pago, tiempo antes de vacaciones, feriados, festivales, vacaciones escolares, clima y precios, como neuronas de entrada en su modelo híbrido ARIMA-ANN. Asimismo, Bratina & Faganel (2008) desarrollaron un modelo de Promedio móvil Auto Regresivo una con variables externas (ARMAX) para pronosticar la demanda de cerveza diaria en el mercado eslovaco.

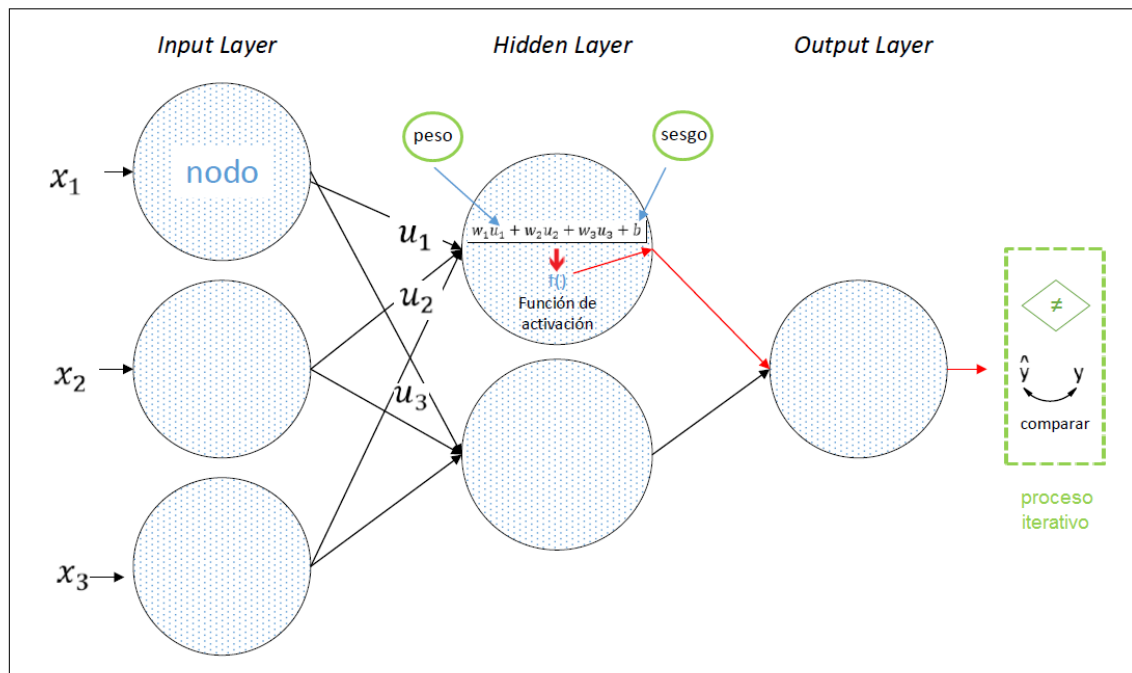


Fig. 5. Diagrama funcionamiento ANN

Finalmente, la tabla 2 presenta los estudios realizados dentro de la industria de alimentos con respecto a los métodos anteriormente descritos. En caso de requerir información con respecto a un método en particular, remitirse a dichos estudios mencionados.

4.1.3. Comparación de métodos

Entre ANN y métodos lineales, en el estudio de Zhang et al. (1998), de 45 casos revisados, 56% demuestran que los modelos ANN fueron mejores, 30% que fueron igual de buenos, y 14% que fueron peores que métodos lineales. En cuanto a series de tiempo versus regresiones, los métodos simples de series de tiempo como promedio móvil y suavizamientos exponenciales sirven para periodos sin promociones, y las regresiones son utilizadas para periodos con promociones (Ali et al., 2009). En cuanto a croston versus suavizamiento exponencial y promedio móvil, el método Croston es superior para demanda intermitente (Pérez et al., 2012). Asimismo, los métodos sencillos aplican el principio de parsimonia, que afirma que los modelos que contienen pocos parámetros tienden a lograr pronósticos más exactos (Da Veiga et al., 2003). Es así que en un estudio de Armstrong (1985), que revisó 40 casos de estudio de pronósticos, concluye que los métodos más sencillos son con frecuencia tan exactos como métodos sofisticados.

Por otro lado, en lo que la mayoría de autores, anteriormente mencionados y en especial Doganis et al. (2006), Lasek et al. (2003), Zhang (2003), Da Veiga et al. (2003) y Arunraj & Ahrens (2015), coinciden es que "no existe un modelo mágico e único que puede ser usado en todas las situaciones". En efecto, es difícil para los investigadores elegir la técnica adecuada para sus situaciones particulares, razón por la cual la selección del modelo es una de las tareas más delicadas en el análisis predictivo. La intuición, el juicio, la experiencia, y repetidas pruebas son necesarias para encontrar un modelo con un buen poder de predicción. Por lo general, se prueba una serie de diferentes modelos, y se selecciona el que tenga el resultado más preciso (Lasek et al., 2003). Es por eso que antes de aplicar los métodos de pronósticos, en caso de considerar series de tiempo, es esencial analizar los datos con el fin de identificar patrones o factores componentes de

Tabla 2. Estudios sobre modelos de inventarios dentro de la industria de alimentos

Método	Modelo	Artículos
Series de tiempo	Promedio móvil	(Prusa & Chocholac, 2015); (Pérez et al., 2012); (Sahu & Kumar, 2013); (Da Veiga et al., 2003); (Cecatto, Belfiore & Vidal, 2012)
Series de tiempo	Suavizamiento exponencial simple	(Prusa & Chocholac, 2015); (Pérez et al., 2012); (Delgadillo-Ruiz et al., 2016); (Sahu & Kumar, 2013); (Barbosa et al., 2015); (Da Veiga et al., 2003); (Gelper et al., 2007); (Cecatto, Belfiore & Vidal, 2012); (Kalekar, 2004); (Sahu & Kumar, 2013)
Series de tiempo	Suavizamiento exponencial doble (Holt)	(Prusa & Chocholac, 2015); (Pérez et al., 2012); (Delgadillo-Ruiz et al., 2016); (Barbosa et al., 2015); (Da Veiga et al., 2003); (Gelper et al., 2007); (Rani & Raza, 2012); (Sahu & Kumar, 2013)
Series de tiempo	Suavizamiento exponencial triple (Winters)	(Prusa & Chocholac, 2015); (Pérez et al., 2012); (Hyndman, Koehler, Snyder & Grose, 2003); (Barbosa et al., 2015); (Bermúdez et al., 2006); (Sahu & Kumar, 2013)
Series de tiempo	Croston	(Pérez et al., 2012); (Shenstone & Hyndman, 2005); (Babiloni, Cardós, Albarracín & Palmer, 2010)
Series de tiempo	Box Jenkins	(Delgadillo-Ruiz et al., 2016); (Koehler, 1985); (Da Veiga et al., 2003); (Chen & Ou, 2011); (Nanda, 1988); (Makridakis & Hibon, 1997); (Hamjah, 2014); (Cecatto, Belfiore & Vidal, 2012); (Adhikari & Agrawal, 2002)
Causales	Regresiones	(vanDonselaar et al., 2016); (Lasek et al., 2003); (Chen et al., 2010); (Sahu & Kumar, 2013); (Reynolds, Rahman & Balinbin, 2013)
Causales	ANN	(Doganis et al., 2006); (Zhang et al., 1998); (Adhikari & Agrawal, 2002); (Tehlah, Kaewpradit & Mujtaba, 2016); (Nourbakhsh, Emam-Djomeh, Omid, Mirsaedghazi & Moin, 2014); (Kim, Jeong, Kim & Kang, 2015)
Híbrido	Promedio móvil + Regresión	(Arunraj & Ahrens, 2005)
Híbrido	GRA (Gray Relation Analysis) + ELN (Extreme Learning Machine)	(Chen & Ou, 2011)

las curvas como tendencia, estacionalidad, y variaciones aleatorias. Adicionalmente, las situaciones complejas y específicas, tales como las que se producen en las industrias de alimentos, requieren de una investigación sobre el modelo de pronóstico más adecuado para cada caso de estudio (Da Veiga et al., 2003). No obstante, cabe mencionar que Jain & Malehorn (2006) hicieron una encuesta a industrias estadounidenses de diferentes sectores para saber qué modelos han sido usados por estas empresas para la realización de sus pronósticos, y los resultados muestran que el método de suavizamiento exponencial simple es el más usado.

4.1.4. Medidas de error

La exactitud es el criterio que determina el mejor método de pronósticos; por lo tanto, es el asunto más importante en la evaluación de la calidad de un pronóstico (Sahu & Kumar, 2013). No obstante, Zotteri & Kalchschmidt (2007) señalan que la exactitud de los pronósticos no es un objetivo per sé, sino que es un medio para alcanzar otros objetivos como altos niveles de servicios y tasa de rotación de inventario. Por otro lado, da Veiga et al. (2005) afirman que una previsión inadecuada puede poner en peligro los resultados de la cadena de suministro y generar tres posibles situaciones: falta de producto, en donde no se cumple con la demanda, trabajo atrasado, en donde hay retraso en el cumplimiento de la demanda, o excedentes de inventario, en donde en el caso de productos de alimentos se puede generar desperdicios debido a su corta vida útil. Asimismo, estos autores afirman que además de aumentar los costos del producto, estas situaciones ponen en peligro el flujo de caja y la rentabilidad del negocio. Es por eso que la precisión en los pronósticos de la demanda puede mejorar significativamente el rendimiento del sistema de producción mediante la reducción de costos totales y el aumento de los niveles de servicio.

Es importante recalcar que todo pronóstico casi siempre estará errado, pero el sistema de planeación debe ser lo suficientemente sólido para ser capaz de reaccionar ante errores de pronósticos no anticipados. El error de pronóstico es simplemente la diferencia entre el valor real y el valor predicho (Nahmias, 2007). Es así que la variación en la demanda produce dos tipos de errores: un error positivo, que representa un exceso de inventario, y un error negativo, que representa una falta de inventario, los cuales tienen a su vez sus ventajas y desventajas (Arunraj & Ahrens, 2015). Si bien los errores de exceso de inventarios en los pronósticos de ventas hacen que el nivel de servicio aumente, ya que se genera un mejor uso de la capacidad y se produce una mayor cantidad de productos de lo necesario, los costos asociados con el nivel de inventario, así como el costo total, y la inestabilidad del programa de producción aumenta de manera significativa (Xie, Lee & Zhao, 2004). Es así que este tipo de error conduce a una falta de espacio en las plantas, una reducción de precios para buscar vender más y un desperdicio de alimentos (Arunraj & Ahrens, 2015). Por otro lado, si bien los errores en falta de inventario reducen su costo de manejo ya que se reduce la cantidad de productos existentes, este ahorro no se compara con las pérdidas de ventas, la pérdida de confianza por parte del cliente, la disminución del nivel de servicio, y el deterioro de la imagen mercantil de la empresa (Arunraj & Ahrens, 2015). Es así que el objetivo de los pronósticos es reducir al máximo el error, y para cuantificarlo se trabaja con algunas medidas de error (Arunraj & Ahrens, 2015). Sahu & Kumar (2013) afirman que no hay consenso entre los investigadores en cuanto a cuál es la mejor medida de error para determinar el método de pronóstico más adecuado, sino que existen algunas que se aplican en ciertos casos.

Hyndman & Koehler (2005) realizan una clasificación de las medidas de error y afirman que para la evaluación de pronósticos en el medio empresarial, se utiliza las medidas de error dependientes de escalas, y las basadas en métodos porcentuales. Las primeras, como su nombre lo indica, son dependientes de la escala utilizada y son útiles cuando se comparan diferentes métodos en un mismo conjunto de datos; pero, no deben ser utilizadas al comparar a través de distintos conjuntos de datos que tienen diferentes escalas. Estas medidas se basan en errores absolutos o errores cuadráticos, y se componen por el *Mean Square Error (MSE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, y *Median Absolute Error (MdAE)*. Armstrong (2001) afirma que el *RMSE* es preferido al *MSE* ya que está en la misma escala que los datos, y que si bien estas medidas son las más populares, son también más sensibles a datos atípicos que el *MAE* o el *MdAE*. El *MSE*, a su vez, es recomendado cuando se utiliza el suavizamiento exponencial (Jarrett, 1991). Asimismo, si bien el *MAE* es utilizado ampliamente para la evaluación de pronósticos, debido a su facilidad de comprensión y utilización (Corres, Esteban, García & Zárate, 2009), Chan, Kingsman & Wong (1999) afirman que el *RMSE* puede ser un mejor indicador que el *MAE*. Asimismo, Bereson, Levine & Krehbiel (2001) señalan que si se supone que los errores muy grandes en los pronósticos tienen un impacto más negativo que el efecto positivo generado por un error pequeño, y si se considera que por el cálculo realizado el *RMSE* asigna más ponderación a los errores grandes, esta medida de error es un mejor criterio al momento de seleccionar el método más adecuado de pronóstico.

En cuanto a las medidas basadas en errores porcentuales, su principal ventaja radica en que son independientes de la escala utilizada, y se los utiliza para comparar el rendimiento de pronósticos entre conjuntos de datos que son diferentes. Su desventaja, en cambio, es que no pueden ser utilizadas cuando existe una observación nula, es decir en caso de demanda intermitente (Syntetos & Boylan, 2005). Estas medidas se componen por el *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, *Median Absolute Percentage Error (MdAPE)*, *Root Mean Square Percentage Error (RMSPE)* y *Root Median Square Percentage Error (RMdSPE)*. Si bien el *MAPE* es la medida de error más popular dentro de la industria de alimentos (da Veiga et al., 2005), que puede ser empleada en modelos con tasas de demandas significativamente diferentes (Zotteri et al., 2005) esta junto al *MdAPE*, ponen un penalidad más alta en errores positivos que negativos (Hyndman & Koehler, 2005). No obstante, la gran ventaja del *MAPE* es que puede ser utilizada para evaluar la calidad del método de pronóstico mediante un criterio establecido por Ghiani et al. (2005), quienes afirman que si este error es menor al 10%, la calidad del pronóstico es muy buena, si es entre el 10 y el 20%, la calidad es moderada, y si es mayor al 30%, su calidad es pobre y no se aconseja utilizar sus resultados.

Una pregunta importante que surge en cuanto a las medidas de error, es ¿qué sucede si es que dos o más métodos tienen el mismo valor en la medida de error utilizada? Sahu & Kumar (2013) abordan este problema y proponen la realización de un ranking entre varias medidas de error. Luego, realizan un ranking general, en donde escogen el mejor método al que menor error tiene en la mayor cantidad de medidas de error. Si es que el empate sigue existiendo, se aumenta las medidas de error, hasta que este se rompa.

4.1.5. Casos de estudio en la industria láctea

Dentro de la literatura mencionada, hay varios estudios referentes a pronósticos para la industria láctea en específico. Tal es el caso de Sahu & Kumar (2013), quienes emplean métodos de series de tiempo como suavización exponencial simple, suavización exponencial doble y promedios móviles para pronosticar ventas mensuales de leche. El método de pronóstico más apropiado fue seleccionado en base a la facilidad de uso y a la exactitud del método, la cual fue evaluada mediante un ranking por medida considerando MAE, MSE y RMSE, para luego realizar un ranking general que determinará la decisión final sobre el mejor método. El estudio concluye que el mejor método fue el suavizamiento exponencial simple con una constante α de 0.3. Asimismo, Doganis et al. (2006) realizan un estudio sobre la venta de productos de una de las industrias lácteas más importantes en Grecia. Estos autores presentaron un modelo sofisticado no lineal de serie de tiempo, que es una combinación de un tipo de ANN y un algoritmo genético, para pronosticar las ventas mensuales de leche, y lograron demostrar que el error en este método es menor comparado a otros modelos lineales y no lineales de series de tiempo. Sin embargo, la selección de parámetros para el algoritmo genético y el número de nodos en la ANN de este un modelo bastante complicado. Por último, Schmidt & Kaiser (2006) pronosticaron la demanda de queso y leche para la siguiente década a nivel global en Estados Unidos, utilizando la demanda agregada a nivel *retail*, de tiendas minoristas, y modelos de regresiones múltiples, para luego traspasar estos pronósticos al nivel de industrias, lo cual constituye un enfoque abajo hacia arriba de previsión jerárquica, como se mencionó anteriormente.

Es importante mencionar que los pronósticos son la entrada para la generación de políticas de inventario que sirvan para mejorar la planeación logística de una empresa. Dentro de estas políticas, existen varios modelos que buscan definir las políticas de reabastecimiento adecuadas por las que una empresa debe optar (Stevenson, 2007).

4.2. Modelos de inventarios

4.2.1. Características básicas

¿Cuántas veces hemos ido a un supermercado o tienda minorista con la intención de comprar un producto alimenticio, pero sin lograr hacerlo ya que este no está en *stock*? En efecto, Gruen, Corsten & Bharadwaj (2002) afirman que la tasa de desabastecimiento en los supermercados es de 8.3% a nivel mundial, 8.6% en Europa y 7.9% en Estados Unidos, y Duong, Wood & Wang (2015) señalan que los productos perecibles representan el 40.75% del total de ingresos de supermercados en Estados Unidos.

El inventario se define como un grupo de bienes almacenados a la espera de ser manufacturados, transportados, o vendidos, que son parte vital de una empresa. No solo son necesarios para la producción, sino que también contribuyen a la satisfacción del cliente (Stevenson, 2007). Nahmias (2007) afirma que cuando se habla de inventarios en el contexto de manufactura, existen 4 tipos: materias primas, que son los recursos que requiere la actividad de producción o procesamiento de la empresa, suministros, que son los 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, que es el inventario que espera en el sistema para procesarse o ser procesado, y los productos terminados, que son el *output* final del proceso de producción. La presente revisión tratará solamente con inventarios de bienes terminados.

Existen varias razones a favor del mantenimiento de inventarios. Stevenson (2007) y Nahmias (2007) señalan las más principales: cuando el *lead time*, que es el tiempo entre que se emite una orden de producción hasta que se la recibe, es particularmente largo y no permite abastecer inmediatamente las demandas esporádicas, el inventario existente permite cumplir con estos pedidos. Por economías de escala, refiriéndose a los casos en donde cada corrida de producción representa un alto costo de *setup* y preparación; es por eso que el producir cantidades relativamente elevadas de artículos en cada corrida y almacenarlas para un uso futuro, puede economizar los costos fijos de preparación repartiéndolos en una mayor cantidad de unidades. La incertidumbre de la demanda externa hace que se deba mantener inventarios en caso de que existan pedidos no planificados y no se desee perderlos por falta de producto, reduciendo así el riesgo de desabastecimientos o pérdida de ventas, y conservando un nivel de servicio adecuado. Cuando se quiere balancear la producción debido a picos de la demanda, ya sea por factores aleatorios o por promociones, a lo largo de un periodo de tiempo, se produce y se almacena inventario para ayudar a corregir las interrupciones causadas al cambiar la tasa de producción y los niveles de fuerza de trabajo. Por los costos de control, ya que un sistema en el que se conserva más inventario no requiere el mismo nivel de control que en el que los niveles de inventario se mantienen al mínimo posible. No obstante, a largo plazo puede resultar menos costoso para las empresas mantener grandes cantidades inventarios de artículos poco costosos, que gastar tiempo en mano de obra para mantener registros detallados de esos artículos.

Por otro lado, existen también varias razones por las que se aconseja evitar inventarios. Primeramente, está el costo de capital, que se refiere al costo de tener una inversión monetaria inmóvil que no genera flujo alguno en ese momento. Otro problema es el manejo de espacio: a mayor inventario, mayor necesidad de espacio, y por ende mayor costo. Asimismo, los inventarios sobre todo de alimentos, pueden llegar a caducarse o dañarse fácilmente, y representan una pérdida importante ya que es muy difícil recuperar su valor invertido. De hecho, un tercio del total de productos de alimentos para humanos en el mundo es desperdiciado (Doung et al., 2015). Finalmente está el costo de mantenimiento, que es el costo que cualquier empresa incurre por conservar de manera óptima los inventarios de sus bienes terminados. Es así que 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. Estas políticas deben responder a dos interrogantes esenciales sobre el reabastecimiento de productos: cuánto se debe ordenar y cuándo debe realizarse la orden de pedido de un producto.

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 una clasificación ABC por volumen de ventas 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 que las políticas de inventarios solo son recomendadas para productos de clase A, y ciertos de clase B.

Es importante mencionar que si bien hay una gran cantidad de literatura respecto a modelos de inventarios para productos de alimentos, estos son más a nivel minorista, de *retail*, como para supermercados, o se refieren a productos perecibles en general, pero no particularmente a alimentos. De hecho, existe un hueco en la literatura en lo que concierne modelos de inventarios para industrias de alimento, y es así que esta revisión busca llenar este vacío.

4.2.2. Clasificación modelos de inventarios

Los modelos considerados en este estudio son solo modelos de productos únicos. En caso de requerir información acerca de modelos de inventario para multi-productos; es decir, que consideren más de un producto a la vez, referirse al estudio de Bozorgi (2016), quien propone este tipo de modelos de inventario

para productos que necesitan almacenamiento en cuartos fríos, *cold items*, como leches en funda, yogurts, y quesos, y plantea asimismo una revisión literaria con varios autores que han estudiado este tipo de modelos.

Nahmias (2007) señala que los modelos de inventarios pueden ser clasificados según sus supuestos: demanda, tipo de revisión, faltantes, costos, y *lead time*. La demanda puede ser determinística; es decir, conocida, o estocástica, que se refiere a una demanda probabilística o desconocida, a la cual se aproxima mediante una distribución de probabilidad. El tipo de revisión puede ser continuo o periódico. En una revisión continua se conoce en cualquier punto del tiempo la cantidad de inventario existente, mientras que en una revisión periódica, esto solo sucede en puntos discretos entre periodos constantes de tiempo. El supuesto de faltantes señala si es que los modelos los permiten o no. En el caso de permitirlos, estos pueden ser acumulados con el fin de ser abastecidos en el futuro, o simplemente el modelo considera el costo de ventas perdidas por faltantes (Hillier & Lieberman, 2010). En el caso de no permitirlos, el modelo asume que todos los pedidos se cumplen, y; por ende, no incurre en un costo de pérdidas. En cuanto a costos, como el de mantener inventario, estos pueden ser fijos o variables a lo largo del tiempo. El supuesto de *lead time* puede o no ser considerado en los modelos. En caso de que se lo considere, esto 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. En caso de que no se lo considere, se asume que este tiempo es nulo, y que el reabastecimiento de productos es inmediato. La clasificación que se propone en la figura 6, ilustra las posibles alternativas que cada supuesto puede tener, y es a partir de una combinación de distintas alternativas con cada supuesto, que los modelos de inventarios se plantean en la literatura.

Supuestos	Alternativas	
DEMANDA	Determinística	Estocástica
REVISIÓN	Continua	Periódica
FALTANTES	Permitidos	No permitidos
COSTOS	Fijos	Variables
LEAD TIME	Con	Sin

Fig. 6. Clasificación modelos de inventarios

4.2.3. Modelos base

Nahmias (2007) indica que los modelos de inventarios se basan en ciertos modelos básicos, a partir de los cuales se hacen modificaciones para obtener modelos más sofisticados. Las características de estos modelos se resumen en la tabla 3.

Dentro de todos estos modelos, si bien ciertos autores incluyen el costo de producción por unidad dentro del costo total del modelo, Nahmias (2007) no lo recomienda ya que este costo no es variable, y no está influenciado por los supuestos de cada modelo; sin embargo, en los modelos EOQ dicho autor sí incluye este costo. El modelo más básico, EOQ, se puede considerar como el más sencillo y fundamental de todos los modelos de inventario, pues este describe el importante compromiso entre los costos fijos de pedido y los costos de mantener el inventario, al igual que es la base para la implementación de sistemas mucho más complejos (Vidal & Goetschalckx, 2000; Singh, 2016). En esto coincide Nahmias (2007) quien afirma que el EOQ es la base para el resto de modelos de inventarios como el (Q,R) y el (s,S), y posee también ciertos derivados en los que algunos supuestos cambian (Nahmias, 2007). Por ejemplo, el EOQ con faltantes es utilizado cuando el costo de mantener inventarios es alto en relación con los costos de faltantes; en este caso, bajar el nivel de inventario y permitir faltantes breves ocasionales puede ser una buena decisión (Hillier & Lieberman, 2010). En cuanto a su aplicación en la industria de alimentos, Causado (2015) utilizó este modelo en una empresa comercializadora de alimentos con el fin de determinar la cantidad óptima de producto que se debe pedir y disminuir el gasto de inventario en un periodo de tiempo, satisfaciendo a su vez la demanda. Asimismo, Li, Cheng & Wang (2007) proponen un modelo EOQ para ítems perecibles basado en la estrategia de aplazar la diferenciación de productos al último escalón de la cadena de suministro. El aplazamiento, también conocido como personalización final o retraso en la diferenciación del producto, *late customization* o *delayed product differentiation*, se refiere a retrasar algunos procesos de diferenciación de productos en una cadena de suministro lo más tarde posible para hacerla más rentable. Este tipo de estrategia es muy exitosa en una gran cantidad de industrias que requieren alta diferenciación como la de alimentos. De igual manera, Lagana, Longo & Santoro (2015) utilizan un modelo EOQ para su planta de alimentos en Italia.

Adicionalmente, el modelo (Q,R) o modelo de punto de reorden-tamaño de lote, que considera una demanda estocástica, tiene dos variantes: una que considera niveles de servicio, y otra que considera costo de penalidades. Pauls-Worm, Hendrix, Hajjema & van der Vorst (2014) afirman que es mejor escoger el enfoque relacionado con niveles de servicio para el caso de las industrias de alimentos ya que, por lo general, estas empresas tienen contratos con sus clientes que toman en cuenta la rapidez de entrega y la vida útil restante de sus productos, lo cual está definido únicamente mediante el nivel de servicio.

En el caso de los modelos de revisión periódica, el supuesto de *lead time* nulo se justifica a menudo si es que el este es más corto que el periodo de revisión (Hillier & Lieberman, 2010). Nahmias (2007) señala que este tipo de modelos puede ser utilizado para alimentos, ya que estos productos pueden tener un valor de rescate una vez pasada su fecha de caducidad, lo cual el modelo asume para calcular el costo de excedentes. Tal es el caso de Kanchanasuntorn & Techanitisawad (2004) quienes usaron este modelo en Tailandia para aplicarlo al sector agroindustrial debido principalmente a su sencillez. Al contrario, Miner & Transchel (2010) afirman que los enfoques en penalidades de costos de desabastecimiento como es el caso del modelo de repartidor de periódicos, son difíciles de implementar y son raramente usados en la práctica, principalmente debido a complejidad en la estimación de su valor, sobre todo la forma de cuantificar la pérdida de buena voluntad. En esto concuerdan Karaesmen, Scheller-Wolf & Deniz (2012), quienes afirman que si bien este tipo de problemas de repartidor de periódicos pueden transmitir información importante, a menudo son demasiado simples para proveer respuestas a algunas de las preguntas más complejas que surgen como los niveles de inventario, características del producto, comportamiento de mercados y clientes que cambian con el tiempo.

Tabla 3. Modelos básicos de inventarios

Modelo	Demanda	Revisión	Faltantes	Lead Time	Resultados	Otro	Costo total
EOQ	Determinística	No se especifica	No se permiten	Sin	Q, T	Todo el lote se entrega de una sola vez: tasa de producción > demanda	Costo de pedido + Costo de mantener el inventario
EOQ con tiempo de demora de pedido	Determinística	No se especifica	No se permiten	Con	Q, R	Todo el lote se entrega de una sola vez: tasa de producción > demanda	Costo de pedido + Costo de mantener el inventario
EOQ con faltantes	Determinística	No se especifica	Sí se permiten	Sin	Q, T	Todo el lote se entrega de una sola vez: tasa de producción > demanda	Costo de pedido + Costo de mantener el inventario
EPQ o ELS	Determinística	No se especifica	No se permiten	Sin	Q, T	El lote se entrega en partes: tasa de producción < demanda	Costo de pedido + Costo de mantener el inventario
Repartidor de periódicos	Estocástica	Periódica	Si se permiten	Sin	Q		Costo de excedentes + Costo de faltantes
(Q,R)	Estocástica	Continua	Sí se permiten	Con	Q, R, SS		Costo de pedido + Costo de mantener el inventario + Costo de faltantes
(s,S)	Estocástica	Periódica	Sí se permiten	Con	s,S		Costo de pedido + Costo de mantener el inventario + Costo de faltantes

EOQ: Economic Order Quantity, EPQ: Economic Production Quantity, ELS: Economic Lot Size

Q: cantidad de pedido, T: tiempo de ciclo (cada cuánto se debe realizar un pedido), R: punto de reorden (nivel de inventario disponible en el que se debe realizar un pedido), SS: stock de seguridad, s: nivel de inventario mínimo permitido, S: nivel máximo de inventario permitido

Por otro lado, una de las razones, ya mencionadas anteriormente, para la existencia de inventarios es la incertidumbre de la demanda en periodos futuros. Es por eso que al momento de establecer políticas de inventario a futuro, se toma en cuenta la demanda determinada por los modelos de pronósticos utilizados (Hillier & Lieberman, 2010). En el caso de utilizar políticas de inventario para demanda estocástica, la demanda debe ser aproximada a una distribución de probabilidad durante el periodo de *lead time*. Asimismo, con este tipo de demanda surge una interrogante acerca de cómo estimar los parámetros de la distribución de la demanda con pronósticos a un solo paso a delante; es decir con pronósticos realizados con el método de promedio móvil, o suavizamiento exponencial, ya que este tipo de modelos solo considera un pronóstico futuro; es decir, solo existe 1 observación con la que se debe aproximar una distribución. En este caso, Nahmias (2007) señala que se debe suponer una distribución normal con media igual al pronóstico del siguiente periodo generado, y, debido a que la existencia de seguridad se mantiene para protegerse contra errores del pronóstico de la demanda y en general la varianza del error del pronóstico es mayor que la de la demanda, desviación estándar igual a la desviación estándar del error del pronóstico.

4.2.4. Modelos para la industria de alimentos

Tuljak & Bogataj afirman que las incertidumbres más importantes en lo que concierne el control de inventarios de la industria de alimentos son la incertidumbre en la demanda, las amplificaciones en los precios y la tasa de deterioro de los ítems, las cuales en la mayoría de veces son componentes probabilísticos. Por esta razón, estas autoras afirman que los modelos determinísticos no son apropiados para este tipo de industria, sino que es mejor trabajar con modelos estocásticos. En esto concuerda Farsad & LeBruto (1993), quienes

además señalan que la fluctuación de la demanda se debe a la estacionalidad de ciertos productos característicos de la industria de alimentos.

Adicionalmente, Farsad & LeBruto (1993) afirman que los parámetros que más influyen para determinar qué modelo escoger son la demanda y el *lead time*, los cuales pueden ser constantes o variables. Es así que para los productos de alimentos, estos autores afirman que usualmente se trabaja con modelos que asumen una demanda variable, pero un *lead time* fijo. La razón por la variabilidad de la demanda ya ha sido ampliamente explicada, y la razón del segundo supuesto es que al ser esta una industria altamente automatizada en la mayoría de casos, los tiempos de producción y reabastecimiento son generalmente constantes, y no dependen en gran medida de variaciones provocadas por personas.

Dentro de los modelos de inventario más sofisticados, los que más se aplican al caso de las industrias de alimentos son los que consideran una tasa de deterioro para sus productos y un costo de mantener inventario variable a lo largo del tiempo. En efecto, Chouhan & Kumari (2011) señalan que muchos modelos de inventario se basan en la suposición que los costos de inventario son constantes para todo el ciclo de inventario, pero esta suposición es falsa en el almacenamiento de ítems perecibles y propensos a deteriorarse, como lo son justamente los alimentos. Estos autores aseveran que mientras más tiempo permanecen estos productos almacenados, se necesita mejores instalaciones, equipos y servicios; y, por ende, el costo de almacenamiento aumenta. Singh (2016) indica que esta tasa de deterioro puede ser constante o definida mediante una distribución de probabilidad. La distribución Weibull es especialmente utilizada para representar el deterioro de este tipo de ítems.

Chouhan & Kumari (2011) presentan un modelo para ítems perecibles con demanda estocástica, *lead time* fijo, costo de inventario incremental y acumulación parcial de faltantes. Este último supuesto indica que cierta demanda en exceso se acumula para ser cumplida una vez que los niveles de inventario suban, pero se pierde otra cantidad ya que el cliente desiste de su pedido. Este modelo asume que el costo de inventario incrementa con el tiempo mediante una tasa de deterioro constante $0 \leq \Theta \leq 1$, y divide de esta forma los costos y niveles de inventarios en tres periodos de tiempo: desde el tiempo inicial en que el producto está en inventario hasta que su vida útil se termina, desde que su vida útil se termina hasta que empiezan los faltantes, y desde el inicio de faltantes hasta que se obtiene el siguiente lote de pedido. Es así que mediante una minimización del costo total del sistema que incluye costo de *setup* (similar a costo de pedido), costo de mantenimiento de inventario, costo de deterioro de ítems, costo de faltantes y costo de ventas perdidas, se logra calcular el inventario inicial necesario para suplir la demanda, y el periodo de inventario, que es el tiempo que dicho inventario va a durar.

Singh (2016) presenta también un modelo para ítems perecibles con costo de inventario variable, pero demanda determinística. Este modelo no permite faltantes, no considera *lead time*, y tiene una tasa de deterioro constante que hace que el costo de inventario incremente con el tiempo. Es así que al minimizar el costo total del modelo que incluye costo de pedido, costo de deterioro y costo de mantener inventario, se determinan soluciones óptimas para Q y T con el modelo EOQ.

La tabla 4 presenta un resumen de los estudios realizados acerca de los distintos modelos de inventario en la industria de alimentos con sus respectivas políticas de reabastecimiento. En caso de requerir más información sobre un modelo en particular remitirse a dichos estudios.

4.2.5. Caso de estudio en la industria láctea

La literatura existente plantea modelos de inventarios para industrias de alimentos de una forma bastante general. En efecto, en la mayoría de casos solo se los describe como modelos de inventarios para ítems perecibles, en donde el tema de alimentos solo es mencionado específicamente como uno de los productos en

donde se pueden aplicar estos modelos. En el caso de la industria láctea, los estudios de modelos de inventarios que consideran este tipo de productos en particular son muy reducidos. En efecto, el único estudio encontrado que se refiere especialmente a esta industria, es el realizado por de Castro, Tabucanon & Nagarur (1997), quienes formulan un modelo de inventario que determina la cantidad óptima de pedido, considerando una demanda estocástica, una tasa de deterioro constante y faltantes acumulables que serán cumplidos cuando exista inventario, para una empresa que produce leche chocolatada. Los costos asociados a este modelo incluyen el costo de mantenimiento de inventario, el costo de faltantes y el costo de producción de cada unidad, costo que la mayoría de modelos no toman en cuenta ya que, como se mencionó anteriormente, no es dependiente del resultado final del modelo. Los autores mostraron también que de todos los supuestos considerados, la variabilidad en la demanda es el que más influye en la sensibilidad de la solución óptima.

Como se mencionó anteriormente, los costos para los modelos de inventario determinan las políticas óptimas de reabastecimiento. Es así que si bien la mayoría de estudios mencionan su importancia, ningún estudio detalla la manera de calcularlos, al igual que se desconoce dónde ubicar estos costos dentro del precio de un producto.

4.3. Costos

4.3.1. Componentes costos de un producto

Greene (1981) señala que existen varios costos dentro de un producto, los cuales no siempre tienen relación directa con su fabricación. Tal es el caso de los costos de sistemas de inventario de los que se habló anteriormente, si bien estos costos no son tangibles en el producto final, aun así están presentes. Dicho autor señala que el precio de venta de un producto está compuesto por el costo total del mismo y una utilidad, que representa en sí la ganancia de la empresa. Dentro del costo total, este se compone de costos de fabricación, y gastos totales. Por un lado los costos de fabricación son, como su nombre lo indica, los costos en los que se incurre para la elaboración de un producto o bien tangible. Estos, a su vez, se componen de los costos de material, de salario y gastos generales. Los costos de material se refieren a todo lo que puede cargarse inmediatamente al producto. Cuervo & Osorio (2006) afirma que esto es más que el material visible en el producto final, ya que se debe tomar en cuenta el desperdicio que siempre existe en procesos productivos, al igual que el costo de transporte de material. El costo de salario, o mano de obra, son todos los salarios de las personas que influyen directamente en la fabricación del producto. Por último, los gastos generales se refieren a todo lo que no entra en las anteriores categorías y que asimismo es necesario para la fabricación del producto. Dentro de esta categoría se incluye gastos como agua, electricidad, combustible, impuestos, seguros y depreciación. Por otro lado, los gastos totales son los gastos en que los procesos de apoyo incurren para que el proceso productivo pueda realizarse (Cuervo & Osorio, 2006). Estos gastos se componen de los gastos de ventas y los gastos de administración. Greene (1981) no señala en qué se componen dichos gastos, pero mediante una analogía con el estudio de costos de Cuervo & Osorio (2006), se puede indagar que estos gastos representan la mano de obra de cada departamento al igual que los materiales y suministros que estos utilizan. En el caso del costo de los sistemas de inventario, este por lo general se incluye dentro de gastos generales, en la categoría que abarca los costos de fabricación (Causado, 2015). La figura 7 detalla los componentes del costo de un producto, anteriormente mencionado.

4.3.3. Costos modelos de inventarios

Dentro de la literatura estudiada, los costos que la mayoría de modelos toman en cuenta para calcular el costo total de sus sistemas de inventario son el costo de colocación de pedido, y el costo de mantener el inventario. En efecto, Raturi & Singhal (1990) mencionan que una estimación precisa del costo de inventario es muy importante ya que ayuda a la toma de decisiones referentes a posibles inversiones para reducir el *set up time* y *lead time* en caso de optar por una política justo a tiempo, *Just In Time*, o para realizar un estudio de

Tabla 4. Estudios realizados en la industria de alimentos sobre modelos de inventarios

Artículo	Política de reabastecimiento	Faltantes	Lead Time	Demanda	Especificación	Costos
(Lian, Liu & Neuts, 2005)	(s,S)	Acumulable	Con	Estocástica	Revisión continua inventario	c, h, p, m
(Causado, 2005)	EOQ	No permitidos	Sin	Determinística	Detalle exacto aplicación del método	c, h
(Chouhan & Kumari, 2011)	(S, t1)	Acumulable	Con	Estocástica	Tasa de deterioro y costo de inventario variable	s, p, v, h, m
(Rao, Begum & Murty, 2007)	Q,T	No permitidos	Sin	Determinística	Tasa de deterioro y costo de inventario variable	r, c, h
(Singh, 2016)	EOQ: Q,T	No permitidos	Sin	Determinística	Tasa de deterioro y costo de inventario variable	c, m, h
(Li et al, 2007)	EOQ: Q,T	Acumulable	Sin	Determinística	Tasa de deterioro y costo de inventario variable	r, c, h, p
(Alfares & Ghaithan, 2016)	Q	No permitidos	Sin	Estocástica	Demanda dependiente del precio con descuentos por cantidad y costo de inventario variable	k, h, t
(Tuljak & Bogataj, 2015)	EOQ: Q, SS, T	No permitidos	Con	Estocástica	Tasa de deterioro	k, h, m
(Chaudhary, Sharma & Chaudhary, 2013)	Q, T	Acumulable	Sin	Estocástica	Tasa de deterioro y costo de inventario variable	c, p, m, h
(Valliathal & Uthayakamur, 2009)	EOQ: Q, T	Acumulable	Sin	Determinística	Tasa de deterioro	c, s, h, p, v
(Avinadav, Herbon & Spiegel, 2013)	Q, T, precio de venta	No permitidos	Con	Determinística	Demanda dependiente de la edad del producto	c, h, t
(Kim et al., 2015)	Repartidor de periódicos: Q	Acumulable	Sin	Determinística	Demanda no es constante	h, p
(Dobson, Pinker & Yildiz, 2016)	EOQ: Q,T	No permitidos	Sin	Determinística	Demanda dependiente de la edad del producto	c, h
(Kaur & Sharma, 2012)	Q,T	No permitidos	Sin	Determinística	Demanda dependiente de edad y precio del producto, tasa de deterioro	c, h, t
(Ouyang, Wu & Cheng, 2005)	EOQ: Q, T,	Acumulable	Sin	Determinística	Demanda decreciente en función del tiempo	c, h, p, v
(Jian, Fang, Jin & Rajapov, 2015)	Repartidor de periódicos: Q	Acumulable	Con	Estocástica	No considera costo de sobrantes	r, b, p
(Teng, Ouyang & Cheng, 2005)	EOQ: Q,T	No permitidos	Sin	Determinística	Demanda depende del inventario existente (útil en caso de supermercados donde la cantidad de producto en percha influye a la decisión de compra del consumidor)	c, h, t
(Soto-Silva, Nadal-Roig, González-Arayac & Pla-Aragones, 2016)	Modelo de investigación de operaciones que incluye estudios de demás autores con respecto a este tipo de modelos					

Política de reabastecimiento:

Q: cantidad de pedido, T: Tiempo de ciclo, SS: stock de seguridad o stock que siempre se debe tener (*Safety Stock*), S: inventario inicial, t1: periodo inventario

Costos:

c: costo de pedido, h: costo de mantenimiento inventario, m: costo de caducidad, p: costo de faltantes, k: costo de pedido, s: costo de *setup*, v: costo de ventas perdidas, r: costo de producción, t: precio de venta, b: valor de rescate

(p: se refiere al costo que se incurre cuando no es posible cumplir con una orden y se debe hacerlo después, se lo conoce como *backorder cost*)

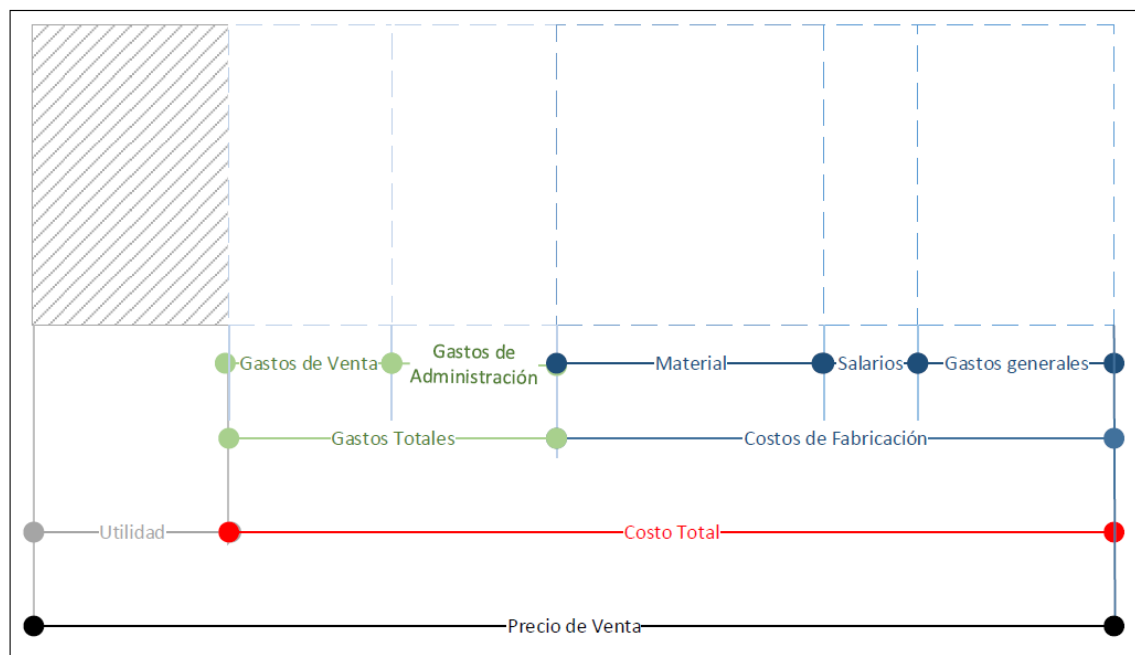


Fig. 7. Componentes costo de un producto (Fuente: modificación Greene, 1981)

costo y beneficio en políticas de automatización de procesos con el fin de reducir la cantidad de inventarios en una empresa. Los mismos autores afirman que las empresas, por lo general, tienden a subestimar estos costos, que en realidad son más altos de lo que se piensa.

Ng, Cheng, Kotov & Kovalyov (2009) indican que el costo de mantener inventario puede ser dividido entre los costos de bodega y los costos de no bodega. Los costos de bodega incluyen el costo de espacio, en caso de que la instalación sea propia se debe igualmente considerar un costo por el espacio utilizado, el costo de máquinas y equipos de la bodega, el cual puede ser amortizado para obtener un valor por unidad de tiempo determinada, el costo de mantenimiento que incluye mano de obra para limpieza, seguridad, al igual que los insumos utilizados, los gastos de servicios como electricidad, gas y agua, y los gastos en controles específicos como control de plagas, temperatura y otros factores ambientales con el fin de garantizar la preservación de los productos. Los costos de no bodega están a su vez compuestos por el costo de inversión que representa el inventario, o costo de oportunidad, el costo del seguro del inventario, y el costo de obsolescencia y depreciación debido a un largo tiempo de almacenamiento. Estos autores indican que por lo general, los costos de no bodega son muy inferiores en comparación a los costos de bodega.

De igual manera, Raturi & Singhal (1990) señalan que el costo de mantener inventario está compuesto por costos físicos, costos de calidad, y costos financieros. Los costos físicos se refieren al costo relacionado al almacenamiento, manejo, y obsolescencia de productos. El costo de calidad incluye costos relacionados al desperdicio y re-trabajo ocasionados por un retraso en descubrir y corregir defectos. Por último, el costo financiero es el costo de oportunidad de capital asociado con las inversiones realizadas en inventarios. Por su parte, Causado (2015), en su estudio de sistemas de inventarios para una empresa comercializadora de alimentos, utiliza la definición propuesta por Nahmias (2007) para el cálculo del costo de mantener inventario, la cual es un producto entre el costo del producto y la tasa de interés que representa el costo total de mantener inventario, y hace una estimación de esta tasa de interés mediante la suma de varios de sus componentes. La tasa de interés que este autor utiliza asciende al 8%, y se compone de distintas tasas:

concepto de interés per sé y costo de oportunidad que representa el 4%, obsolescencia y depreciación que representa el 1.5%, almacenamiento y manejo el 1.5%, impuestos el 0.5%, y seguros el 0.5%. Cabe recalcar que esta estimación es específica para el caso de estudio de esta empresa; por ende, no se recomienda aplicar un 8% en todos los casos, sin antes realizar un previo análisis.

En efecto, no existe literatura que explique detalladamente cómo se puede determinar de forma correcta estos costos; es por eso que esta revisión plantea un proceso propio para su determinación tomando en consideración varios estudios realizados al respecto; en especial, los realizados por Zapata (2010) y Toscano (2014).

En cuanto al costo de pedido, la figura 8 presenta un flujograma para su cálculo, y la ecuación 1 presenta una fórmula para su cálculo.

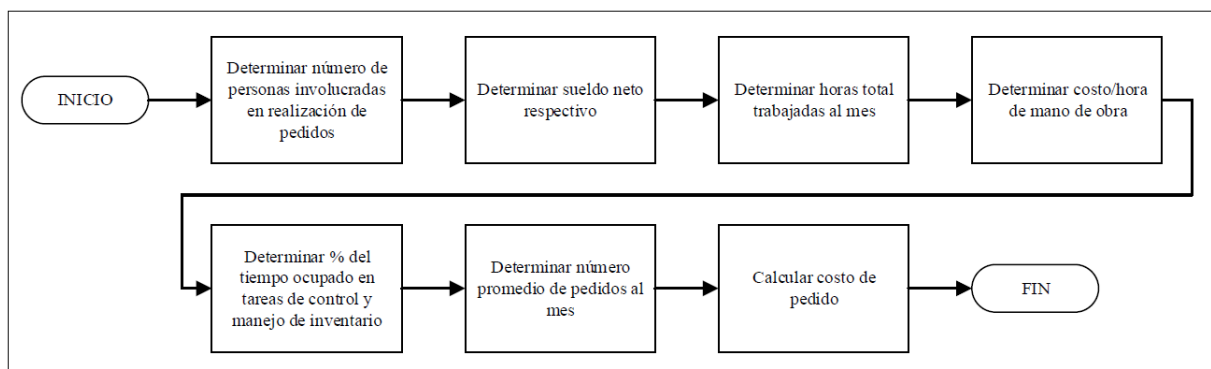


Fig. 8. Flujograma cálculo costo de pedido

$$C_p = \frac{\sum_{i=1}^n h_i \times t \times s_i}{p} \quad (1)$$

Donde

- C_p : Costo fijo de pedido
- i : Número de personas involucradas en la realización de pedidos
- h : Horas laborables por mes
- t : Porcentaje tiempo dedicado a dicha tarea
- s : Salario por hora
- p : Número de pedidos al mes

Por su parte, el costo de mantener inventario es más complejo que el de pedido ya que como Ng et al. (2009) lo señalan, tiene muchos más componentes. Para su cálculo, se debe considerar primero el costo de espacio y el costo de mantenimiento por producto. La figura 9 presenta un flujograma para el cálculo de ambos componentes. A estos, se le debe sumar el costo de mano de obra (bodegueros), servicios básicos utilizados (agua, luz, teléfono, internet), el costo de oportunidad, el costo en caso de existir ciertos mecanismos para mantener el inventario en óptimas condiciones como control de plagas o control de temperaturas, el costo en caso de existir seguro de inventario, y el costo de maquinaria y equipo, el cual puede ser amortizado por año y luego por la unidad de tiempo seleccionada. Es importante mencionar que para todos estos cálculos se debe hacer énfasis en la consistencia de la unidad de tiempo seleccionada.

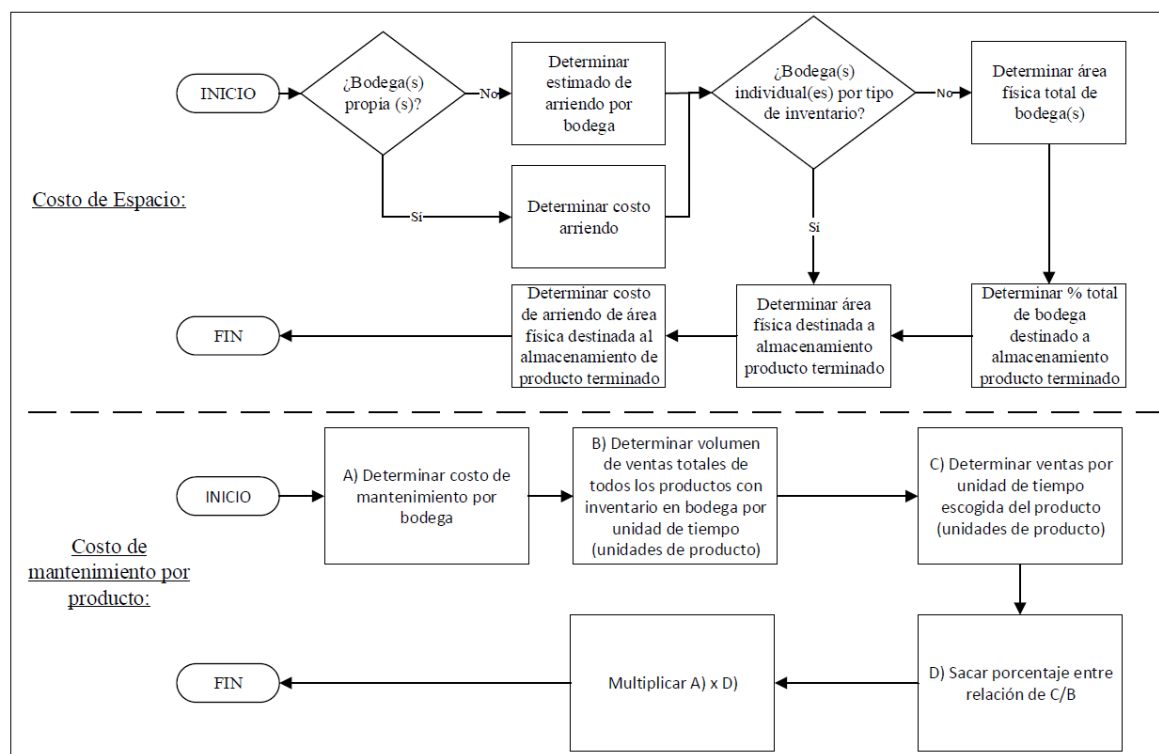


Fig. 9. Flujograma cálculo componentes costo de mantener inventario

El costo de oportunidad puede presentar ciertas dificultades en su estimación ya que no está relacionado con ningún flujo de caja de la empresa. Básicamente, este costo se refiere al costo de tener un capital invertido en algo que no está siendo utilizado para generar ganancias en ese mismo instante; es decir, es el costo de “tener dinero parado” (Raturi & Singhal, 1990). Si bien no existe un estudio ya realizado que detalle la manera exacta de calcular este costo, este estudio propone su cálculo mediante el producto entre el costo de fabricación del producto, costo que la mayoría de empresas tiene, y la tasa interna de retorno (TIR). Es decir, el porcentaje de interés que podría ganar el dinero si este fuese utilizado para realizar otro negocio. En efecto, si se lo invierte en la banca, el interés recibido, al momento de Noviembre del 2016 en Ecuador, es del 5.51% anual (BCE, 2016). Sin embargo, es importante mencionar que esta tasa de interés es la mínima que se puede considerar para el costo de oportunidad, ya que no incluye ningún riesgo alguno. En realidad, en un negocio siempre existe cierto riesgo, es por eso que se espera que la tasa de retorno sea mucho mayor a la que fue planteada anteriormente; por ende, el costo de oportunidad debe ser calculado con la tasa de retorno que cada empresa tiene (Raturi & Singhal, 1990). De esta forma, el costo de oportunidad es bastante más alto que el que se puede calcular con la tasa anteriormente mencionada. Cabe mencionar que en un estudio sobre este tema realizado por estos mismos autores, se encontró que las empresas que tienen un *lead time* y un costo de pedido relativamente alto, al igual que sistemas de inventarios con revisión periódica muy apartados, presentan un mayor riesgo en cuanto a su negocio, y por ende esto debería verse reflejado en un costo de oportunidad más alto. Por su parte, Jones & Tuzel (2013) afirman que las empresas con estas características son las que producen bienes durables como metales, maquinaria pesada y equipos electrónicos; al contrario, las empresas que producen bienes no durables como alimentos, tabaco y químicos, por lo general tienen un menor riesgo.

5. Caso de estudio: Pronósticos y sistemas de inventarios en la empresa de bebidas láctea “Ecualeche”

5.1. Planificación de la demanda

5.1.1. Descripción métodos empleados

Este estudio realiza un pronóstico de ventas futuras en un horizonte de tiempo definido de un año para ciertos productos de una empresa de lácteos ecuatoriana. Para esto, se realiza una planeación agregada de la demanda de cada familia de productos con el enfoque de arriba hacia abajo de previsión jerárquica. Las familias estudiadas fueron compuestas por productos con los mismos procesos de producción y por productos que por su composición nutricional pertenecen a una misma subfamilia de productos lácteos. El método de pronóstico escogido fue el que mejor se ajustó a la serie de datos estudiada, tabla 5, y el que previó el pronóstico más exacto. Para esto, se utilizó la medida de error *MAPE* y se consideró cuatro métodos de series de tiempo: promedio móvil, suavizamiento exponencial, Holt, Winters, y un método causal: regresión sinusoidal.

Nahmias (2007) y Ghiani et al. (2005) detallan las fórmulas utilizadas para el cálculo del pronóstico en cada método.

Promedio móvil. El valor del pronóstico se obtiene a través de la siguiente fórmula:

$$F_t = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=t-N}^{t-1} D_i \quad (2)$$

Donde

N : Orden del promedio móvil

D_i : Demanda del periodo i

F_t : Pronóstico hecho en el periodo F_{t-1} para el periodo t

Tabla 5. Métodos de pronóstico según patrón de serie de datos (Fuente: Chopra & Meindl, 2013; Chan, 1987)

Método de pronóstico	Patrón(es) serie de datos
Promedio móvil	Aleatoriedad (no hay tendencia ni estacionalidad)
Suavizamiento exponencial simple	Aleatoriedad (no hay tendencia ni estacionalidad)
Suavizamiento exponencial doble (Holt)	Tendencia pero no estacionalidad (se asume que la demanda tiene cierto nivel y tendencia)
Suavizamiento exponencial triple (Winters)	Tendencia y estacionalidad (se asume que la demanda tiene cierto nivel, tendencia y factor estacional)
Regresión sinusoidal	Estacionalidad y datos cíclicos

Suavizamiento exponencial simple. El valor del pronóstico se obtiene a través de la siguiente fórmula:

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

Donde

D_{t-1} : Demanda actual

F_t : Pronóstico para el periodo t

α : Constante de suavizamiento

Suavizamiento exponencial doble (Holt). El valor del pronóstico se obtiene a través de las siguientes

fórmulas:

$$S_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (4)$$

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \quad (5)$$

Donde

S_t : Valor de la intercepción en el tiempo t

G_t : Valor de la pendiente en el tiempo t

D_t : Demanda

α : Constante de intercepción

β : Constante de tendencia

Estas dos ecuaciones anteriores son usadas para obtener el pronóstico de τ pasos delante utilizando la siguiente ecuación:

$$F_{t,t+\tau} = S_t + \tau G_T \quad (6)$$

Suavizamiento exponencial triple (Winters). El valor del pronóstico se obtiene a través de las siguientes fórmulas:

$$S_t = \alpha \left(\frac{D_t}{c_{t-N}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (7)$$

$$G_t = \beta[S_t - S_{t-1}] + (1 - \beta)G_{t-1} \quad (8)$$

$$c_t = \gamma \left(\frac{D_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)c_{t-N} \quad (9)$$

Donde

α : Constante de serie

β : Constante de tendencia

γ : Constante de estacionalidad

S_t : Nivel actual de la serie

G_t : Nivel de la tendencia actualizado

c_t : Factor de estacionalidad actual

El pronóstico en el periodo t para un periodo futuro en t+ τ se obtiene mediante la siguiente fórmula:

$$F_{t,t+\tau} = (S_t + \tau G_T)c_{t+\tau-N} \quad (10)$$

Regresión sinusoidal. La ecuación que describe la serie de tiempo representada por esta función se obtiene mediante la siguiente fórmula (Hammer , 2012):

$$y = \sum_{i=1}^n a_i \times \cos \left(2\pi \left(\frac{x-x_0}{T_i} \right) - p_i \right) + C \quad (11)$$

Donde

a_i : Amplitud

T_i : Periodo

p_i : Fase para el componente sinusoidal i

x_0 : Primer valor de x (el menor)

C: Constante

Finalmente, se evaluó la exactitud del pronóstico a través del error *MAPE*, y su calidad mediante el criterio establecido por Ghiani, Laporte & Musmanno (2005), el cual se resume en la tabla 6. Nahmias (2007) define la fórmula para el cálculo de dicho error:

$$MAPE = \frac{F_t - D_t}{D_t} \quad (12)$$

Donde

- F_t : Pronóstico para el periodo t
 D_t : Valor real de la serie en el periodo t

Tabla 6. Evaluación de la exactitud de pronóstico (F_t) a través del error MAPE (Fuente: Ghiani et al., 2005)

MAPE	Calidad del pronóstico
$F_t \leq 10\%$	Muy Bueno
$10\% < F_t \leq 20\%$	Bueno
$20\% < F_t \leq 30\%$	Moderado
$F_t > 30\%$	Pobre

5.1.2. Resultados

Para la generación de pronósticos se utilizó el software Minitab con todos los métodos, a excepción de la regresión sinusoidal. En este caso, se utilizó el software PAST, el cual sirve para modelar datos en regresiones sinusoidales. Con respecto a este método, se utilizó el principio de parsimonia para determinar la función que mejor se ajuste a la serie de datos estudiada; es decir, la que posea el menor número de sinusoidales parciales, pero que se encuentre dentro de los límites del error *MAPE* establecidos como aceptables (hasta un 30% de error). Chan (1987) señala que el límite máximo de sinusoidales parciales recomendables es tres; de lo contrario, se obtiene un modelo muy complejo que posiblemente sobreajuste los datos, resultando en un modelo de regresión con poco poder de predicción (Hammer, 2016).

Los resultados solo se presentan para la familia de productos de leche semidescremada, al ser esta la más representativa en cuanto a ventas para la empresa.

En primer lugar, se recogió los datos de las ventas de dos años: 2014 y 2015 y se graficó las ventas mensuales de esta familia para así determinar los patrones que se pueden observar en esta serie de datos. La Figura 10 presenta las ventas para los dos años con periodo mensual, y el Anexo 1 muestra los datos de dicha demanda, de manera individual, por producto, como de manera agregada, por familia, al igual que el porcentaje que cada producto ocupa dentro de esta familia. Como se puede observar, la serie del año 2014 presenta una tendencia de crecimiento lineal con cierta estacionalidad representada por picos cada 3 o 5 meses. La serie del año 2015 tiene ventas mayores a las del año 2014 y presenta una tendencia de crecimiento lineal leve hasta el mes 7 (julio), desde donde tiende a decrecer hasta el mes 12 (diciembre). Para pronosticar las ventas de esta familia, solo se tomará los datos de las ventas del año 2015 ya que estos son los datos más recientes y los valores entre las series del 2014 y 2015 son muy diferentes entre sí*. En cuanto al método, se utilizará todos los métodos a excepción de la regresión sinusoidal ya que los patrones que esta serie presenta no pueden ser determinados con gran precisión. La tabla 7 presenta la exactitud de los pronósticos con estos 4 métodos.

* Se comprobó que utilizando solamente los datos del año 2015 (12 observaciones) el pronóstico generado tiene un error MAPE menor que el pronóstico que utiliza los datos de los años 2014 y 2015 (24 observaciones).

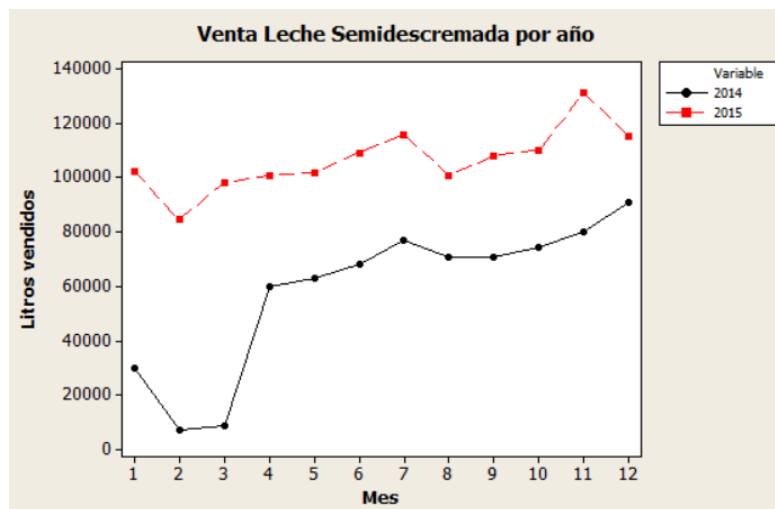


Fig. 10. Litros vendidos vs. meses 2014, 2015

Tabla 7. Exactitud pronóstico ventas 2016 según método.

Método	MAPE
Promedio móvil	11
Suavizamiento exponencial simple	12
Holt	14
Winters	10

Como se puede observar, el pronóstico que mejor se ajusta es el que utiliza el método Winters ya que tiene el menor error *MAPE* con un valor del 10%, lo cual es un muy buen pronóstico según Ghiani et al. (2005). La figura 11 presenta este pronóstico y el anexo 2 presenta los resultados numéricos obtenidos en el software Minitab, al igual el pronóstico de ventas para el año 2016 tanto de manera agregada como individual.

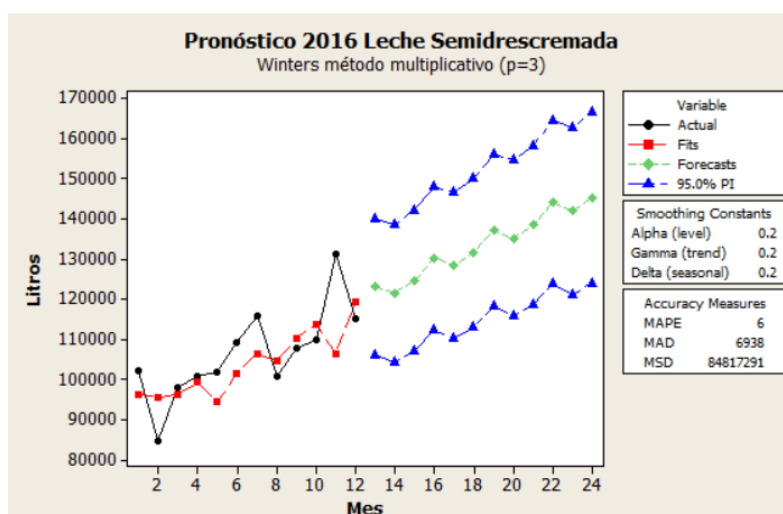


Fig. 11. Pronóstico venta familia leche semidescremada 2016

5.2. Sistemas de inventario

5.2.1. Descripción modelos utilizados

Una vez que la demanda de cada producto fue pronosticada, es necesario determinar políticas óptimas de inventario que logren satisfacer estas demandas pronosticadas. Para esto, se consideró dos modelos: el modelo básico EOQ para demanda determinística, y el modelo (Q,R) para demanda estocástica. Para determinar en qué productos se debe aplicar una política de inventario, se realizó una clasificación ABC, y se tomó en consideración a todos los productos pertenecientes a la categoría A.

Modelo Cantidad Económica de Pedido (EOQ). Nahmias (2007) afirma que este modelo busca determinar el tamaño óptimo de pedido Q^* , así como el tiempo entre colocación de pedidos T . Las suposiciones que deben ser consideradas para este modelo son las siguientes:

- La tasa de demanda es conocida y es una constante de cierto valor por unidad de tiempo.
- No se permiten faltantes.
- No hay tiempo de demora de pedido (reabastecimiento inmediato).
- Hay un costo de preparación relacionado a la producción que es independiente del tamaño de producción o estado de la planta.
- Los productos pueden ser analizados de forma independiente y no debe existir interacción entre los mismos.

Este autor define el modelo de la siguiente manera:

$$Q^* = \sqrt{\frac{2k\lambda}{h}} \quad (13)$$

$$T = \frac{Q}{\lambda} \quad (14)$$

Donde

- k: Costo de pedido
 λ : Demanda
 h: Costo de mantener inventario
 Q^* : Cantidad económica de pedido
 T: Tiempo entre colocación de pedidos

El costo de este sistema de inventario está dado por la suma entre el costo de mantener inventario h por unidad mantenida por unidad de tiempo, el costo proporcional de pedido c por unidad pedida y el costo de preparación k por pedido colocado:

$$C = \frac{hQ}{2} + \lambda c + \frac{k\lambda}{Q} \quad (15)$$

Donde

- c: Costo de unidad

Modelo de punto de reorden-tamaño de lote (Q,R). Este sistema consta de dos variables de decisión: Q y R, Q es el tamaño de pedido, y R es el punto de reorden. Cuando el inventario de existencias alcanza R, entonces se realiza un pedido de Q unidades. Este modelo permite un tiempo positivo de demora de pedido, y considera que la demanda se aproxima a una distribución de probabilidad con media μ y desviación estándar σ (Nahmias, 2007). Hopp & Spearman (2008) señalan que las suposiciones que se asumen para este modelo son las siguientes:

- Productos separables sin interacción entre los mismos.
- La demanda no ocurre en lotes
- Los tiempos de entrega son fijos y conocidos.
- La demanda se puede aproximar con una distribución continua con media μ y desviación estándar σ .
- Hay un costo fijo asociado con una orden de reabastecimiento.
- Existe restricción en el número de órdenes de reabastecimiento realizables, por unidad de tiempo.

Este modelo puede aplicarse en sistemas de revisión continua según el tipo de nivel servicio escogido. En este caso, la empresa ha definido un nivel de servicio tipo 1 con un α de 0.9. Este modelo se define de la siguiente forma:

Servicio Tipo 1. Nahmias (2007) señala que este tipo de servicio se especifica como la probabilidad de no tener faltantes durante el tiempo de demora. Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Determinar la R que satisface la ecuación:

$$F(R) = \alpha \quad (16)$$

Donde

$F(R)$: Función de distribución acumulada de la demanda.

α : Probabilidad de no tener faltantes durante el tiempo de demora

2. Obtener el valor de z y reemplazarlo en la ecuación:

$$R = \sigma z + \mu \quad (17)$$

3. Igualar:

$$Q = Q^*(\text{modelo } EOQ) \quad (18)$$

Para el cálculo del stock de Seguridad (SS), se utiliza la siguiente fórmula:

$$SS = R - \mu \quad (19)$$

El costo de este sistema de inventario está dado por la suma entre el costo por mantener inventario y el costo de preparación:

$$C = h \left(\frac{Q}{2} + R - \mu \right) + \frac{k\lambda}{Q} + \frac{p\lambda n(R)}{Q} \quad (20)$$

Donde

$n(R)$: Cantidad esperada de faltantes

$$n(R) = \sigma L \left(\frac{R - \mu}{\sigma} \right) = \sigma L(z) \quad (25)$$

p : Costo de pérdida

$L(z)$: Esperanza parcial (obtenida en tablas)

5.2.2. Resultados

Los costos y demás constantes necesarias para el cálculo de dichos sistemas de inventario se detallan a continuación:

- *Lead time* productos: 1 mes
- Demanda: determinada mediante pronósticos
- Costo fijo de pedido: USD \$ 7.51 / pedido (se detalla su cálculo en el Anexo 3)
- Costo de almacenamiento mensual: USD \$12.00/ pallet (proporcionado por la empresa)
- Costo de pérdida: se considera la utilidad que la empresa deja de percibir por venta perdida

$$p = \text{precio de venta} - \text{costo producto} \quad (26)$$

Los resultados solo se presentan para dos productos dentro de la clasificación ABC considerada: leche descremada 1 litro, y leche entera 1 litro.

Leche descremada 1 litro. El pronóstico que mejor se ajustó a la familia que corresponde este producto fue el promedio móvil; por esa razón, el pronóstico obtenido fue de un solo paso adelante. Se considera entonces una demanda determinística para este producto y se utiliza el modelo EOQ para establecer una política de reabastecimiento óptima. Los cálculos respectivos para dicho sistema se presentan en el anexo 4 y los resultados obtenidos se presentan en la tabla 8.

Leche entera 1 litro. El pronóstico que mejor se ajustó a la familia que corresponde este producto fue el método Winters; por esa razón, el pronóstico obtenido fue de varios pasos adelante. Se considera entonces una demanda estocástica para este producto, la cual se aproxima a una distribución normal, el anexo 5 presenta la prueba de normalidad correspondiente, y se utiliza el modelo (Q,R) para establecer una política de reabastecimiento óptima. Los cálculos respectivos para dicho sistema se presentan en el anexo 6 y los resultados obtenidos se presentan en la tabla 8.

Tabla 8. Políticas de inventario por producto

Producto	Modelo	Parámetros	Política de reabastecimiento	Costo mensual (USD \$)
Leche descremada 1 litro	EOQ	$\lambda=1014$ u	$Q^* = 1069$ u, $T = 1.05$ mes	673.35
Leche entera 1 litro	(Q,R)	V.A.~ N (9601, 4355)	$Q=3289$ u, $R=15175$ u, $SS=5574$ u	685.85

6. Conclusiones

La industria de alimentos presenta cierta complejidad debido a las particularidades de sus productos en cuanto a variabilidad en la demanda, caducidad e importancia de políticas que mantengan altos estándares de calidad. Los pronósticos representan entonces una herramienta poderosa que hace frente a este tipo de dificultades y a los cambios previstos en un futuro, contribuyendo así a la generación de beneficios económicos para las empresas. Existe una gran cantidad de métodos cualitativos para pronosticar la demanda futura de un producto, y si bien no existe un método mejor, único y que siempre pueda ser aplicado, el *expertise* humano para determinar patrones en series de tiempo, el principio de parsimonia que señala que los modelos que contienen pocos parámetros tienden a lograr pronósticos más exactos, la exactitud de los pronósticos y su facilidad de uso, son los criterios más importantes que deben ser aplicados al momento de escoger entre distintos métodos. La forma más fácil de evaluar dicha exactitud es a través de medidas de error que, si bien el *MAPE* es la más común y utilizada, no siempre es la más adecuada para todos los casos. En el caso de PYMES que no puedan invertir una gran cantidad de recursos en la generación de pronósticos, se recomienda el uso de métodos sencillos de series de tiempo, los cuales son fáciles de usar y tienen un gran poder de predicción; en particular, el método Winters. Por otro lado, a través de la elaboración de pronósticos

de la demanda de productos, se puede desarrollar políticas de inventario adecuadas que minimicen su costo, pero que tomen en cuenta el nivel de servicio ofrecido por la empresa. Los modelos de inventario utilizados se clasifican en base a los supuestos de demanda, revisión, faltantes, costos y *lead time*. En el caso de la industria de alimentos, los modelos más estudiados en la literatura son los de ítems perecibles; es decir, los que suponen una tasa de deterioro de un producto, la cual influye en el costo de inventario, costo variable ya que a medida que el producto está más tiempo en inventario, su costo de mantenimiento es mayor. No obstante, existe un hueco en la literatura referente a modelos de inventario para industrias de alimentos, ya que la gran mayoría de estudios realizados se enfocan en tiendas minoristas, a nivel de *retail*. Adicionalmente, es importante mencionar que todos los modelos buscan optimizar sus políticas de reabastecimiento a través de la minimización de sus costos totales, los cuales en la mayoría de modelos se utiliza un costo fijo de pedido y un costo de mantenimiento de inventario. Es así que a través de un proceso que toma en cuenta el número de personas involucradas en la tarea de realización de pedidos, el tiempo dedicado a esta tarea, su salario y el número promedio de pedidos al mes, se logra calcular un estimado del costo de pedido. Paralelamente, a través de un proceso que toma en cuenta el costo del espacio, el costo de mantenimiento por producto per sé, y el costo de oportunidad o de inversión, se logra calcular un estimado del costo de mantenimiento del producto. Finalmente, a través de la generación de pronósticos y sistemas de inventario para una empresa láctea ecuatoriana, se pudo comprobar que en la mayoría de familias el modelo que mejor pronosticó las ventas futuras de estos productos fue el método Winters, método en que gran cantidad de estudios concuerdan que tiene un alto poder de predicción y que aconsejan su uso. Con respecto a esto, se recomienda recopilar y utilizar los datos de la demanda real, ya que el exceso de demanda no es acumulable; y por ende, los datos de las ventas no reflejan en sí los datos de la demanda real de estos productos. Con respecto a las políticas de inventario utilizadas, se recomienda priorizar los métodos estocásticos ya que en sí la demanda para los productos de esta empresa siempre tiende a ser variable y adicionalmente, al ser julio el mes con mayores ventas pronosticadas, se recomienda organizar la producción acorde a esto, tomando en cuenta las políticas de inventario establecidas.

7. Referencias

- Da Silva, C., & Baker, D. (2009). *Agro-industries for Development*. Rome, Italy: CAB International and FAO.
- Un portal de datos se propone ayudar a despejar los cuellos de botella en la producción de alimentos. (2012, May 25). Retrieved November 21, 2016, from <http://www.fao.org/news/story/es/item/143937/icode/>
- 2016 Top 100: The Top 100 Food and Beverage Companies in the World. (2016). Retrieved November 21, 2016, from <http://www.foodengineeringmag.com/2016-top-100-food-beverage-companies-1-20>
- Ecuador (2016). Retrieved November 21, 2016, from <http://www.bancomundial.org/es/country/ecuador>
- Análisis Sectoriales. (2012, August). Retrieved November 21, 2016 from <http://www.ecuadrencifras.gob.ec/wp-content/descargas/Infoeconomia/infoe.pdf>
- Prusa, P. & Chocholac, J (2015). Demand Forecasting in production Logistics of Food Industry. *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 803, 63-68.
- Thron, T., Nagy, G. & Wassan, N. (2007). Evaluating alternative supply chain structures for perishable products. *Int. J. Logist. Manag.* 18 (3), 364–384.
- McCarthy, T.M., Davis, D.F., Golicic, S.L. & Mentzer, J.T. (2006). The evolution of sales forecasting management: a 20-year longitudinal study of forecasting practices. *J. Forecast.* 25(5), 303–324.
- Van der Vorst, J. G. A. J., Beulens, A. J. M., De Wit, W., & Van Beek, P. (1998). Supply chain management in food chains: Improving performance by reducing uncertainty. *International Transactions in Operational Research*, 5(6), 487-499.
- Centro de la Industria Láctea del Ecuador (August 2015). LA LECHE DEL ECUADOR - Historia de la lechería ecuatoriana. Retrieved 9 October from http://www.pichincha.gob.ec/phocadownload/publicaciones/la_leche_del_ecuador.pdf
- Grijalva, J. (2011). La industria lechera en Ecuador: un modelo de desarrollo. Retrieved 9 October from Universidad Politécnica Salesiana del Ecuador: http://ret.ups.edu.ec/documents/1999140/2025183/V1_Grijalva.pdf
- Stevenson, W. J. (2015). *Operations Management* (12th ed.). New York: Mc Graw Hill Education.
- Sipper, D. & Bulfin, R. (1998). *Planeación y Control de la Producción*. México D.F: McGRAW-HILL INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V.
- Doganis, P., Alexandridis, A., Patrinos, P. & Sarimveis, H. (2006). Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing. *Journal of Food Engineering*, 75, 196-204.
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones* (5th ed.). México D.F.: Mc Graw-Hill Interamericana.
- Pfohl, H. C. (1991). Inventory Management with Statistical Process Control: Simulation and Evaluation. *Journal of Business and Logistics* Vol 20, 101-120.
- Kim, G., Wu, K. & Huang, E. (2014). Optimal inventory control in a multi-period newsvendor problem with non-stationary demand. *Advanced Engineering Informatics*, 29,139–145.
- Tranfield, D., Denyer, D. & Smart, P. (2003). Towards a methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review. *British Journal of Management*, 14 (3), 207–222.
- Cook, D.J., Murlow, C.D. & Haynes, R.B. (1997). Systematic reviews: synthesis of best evidence for clinical decisions. *Ann. Intern. Med.*, 126 (5), 376.
- Eksoz, C., Mansouri, S.A & Bourlakis, M. (2014). Collaborative Forecasting in the food supply chain: A conceptual framework. *Int. J. Production Economics*, 158, 120-135.
- Chopra, S. & Meindl, P. (2013). *Administración de la Cadena de Suministro: Estrategia, planeación y operación* (5th ed.). México: PEARSON EDUCACIÓN.
- PMI. (2008). *Guía del PMBOK Quinta Edición*. Atlanta: Project Management Institute, Inc.
- Ghiani, G., Laporte, G. & Musmanno, R. (2005). *Introduction to Logistic Systems Planning and Control*. England: Wiley.
- Hillier, F. & Lieberman, G. (2010). *Introducción a la investigación de operaciones*. Mc Graw Hill: México
- Hopp, W & Spearman, Mark. (2008). *Factory Physics*. 3rd ed. Mc Graw-Hill Ed. New York.
- Greene, J. (1981). *Control de la Producción: sistemas y decisiones* (7th ed.). México D.F.: DIANA, S.A.
- Cuervo, J. & Osorio, J. (2006). *Costos ABC: gestión basada en actividades ABM* (1st ed.). Bogotá D.C: Ecoe Ediciones Ltda.
- Da Veiga, C., Da Veiga, C. & Duclós, L. (2010). The accuracy of demand forecast models as a critical factor in the financial performance of the food industry. *Future Studies Research Journal*, v.2, n.2, pp. 81-104.
- Mentzer, J. T., & Bienstock, C. C. (1998). *Sales forecasting management: understanding the techniques, systems and management of the sales forecasting process*. Thousand Oaks, CA: Sage publications.
- Cacatto, C., Belfiore, P., & Vieira, J.G.V. (2012). Forecasting practices in Brazilian food industry. *Journal of logistics management*, 1(4), 24-36
- Zotteri, G., Kalchschmidt, M. & Caniato, F. (2005). The impact of aggregation level on forecasting performance. *International journal of Production Economics*, 93-94, 479-491.
- Krajewski L. J., Ritzman L. P. and Malhotra M. K. 2012. *Operations management*, Pearson Education Limited.
- Muir, J.W. (1979). The pyramid principle. *Proceedings of 22nd Annual Conference American Production and Inventory Control Society*, pp. 105–107.
- Theil, H. (1954). *Linear Aggregation of Economic Relations*. North-Holland Publishing Company, Amsterdam.
- Grunfeld, Y. & Griliches, Z. (1960). Is aggregation necessarily bad? *Review of Economics and Statistics* 42, 1–13.
- Schwarzokph, A.B., Tersine, R.J. & Morris, J.S. (1988). Topdown versus bottom-up forecasting strategies. *International Journal of Production Research* 26 (11), 1833–1843.
- Lapide, L. (1998). New developments in business forecasting. *Journal of Business Forecasting (Summer)*, 28–29.
- Kahn, K.B. (1998). Revisiting top-down versus bottom-up forecasting. *Journal of Business Forecasting (Summer)*, 14–19.
- Orcutt, G., Watts, H.W. & Edwards, J.B. (1968). Data aggregation and information loss. *American Economic Review* 58, 773–787.
- Zellner, A. & Tobias, J. (2000). A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. *Journal of Forecasting* 19,

457–469.

- Weatherford, L.R., Kimes, S.E. & Scott, D.A. (2001). Forecasting for hotel revenue management: testing aggregation against disaggregation. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly* (August), 53–64.
- Mentzer, J.T., Cox Jr, J.E., 1984b. A model of the determinants of achieved forecast accuracy. *Journal of Business Logistics* 5, 143–155.
- Pérez, R., Mosquera, S. & Bravo, J. (2012). Aplicación de modelos de pronósticos en productos de consumo masivo. *Biotecnología en el Sector Agropecuario y Agroindustrial*, Vol. 10, n.2, 117-125.
- Helms, M.M., Lawrence, P.E. & Chapman, S. (2000). Supply chain forecasting – collaborative forecasting supports supply chain management. *Bus. Process Manag. J.* 6(5), 392–407.
- Lapide, L. (2010). A history of CPF. *J. Bus. Forecast.* 29(4), 29–31.
- Zhou, H., Benton Jr., W. C. (2007). Supply chain practice and information sharing. *J. Oper. Manag.* 25(6), 1348–1365.
- Attaran, M. (2004). Nurturing the supply chain. *Ind. Manag.* 46(5), 16–20.
- Arunraj, N. & Ahrens, D. (2015). A hybrid seasonal autoregressive integrated moving average and quantile regression for daily food sales forecasting. *Int. J. Production Economics*, 170, 321-335
- Adebanjo, D., & Mann, R. (2000). Problems in forecasting consumer demand in the fast moving consumer goods sector. *Benchmarking: An International Journal*, 7(3), 223– 230.
- Sahu, P., & Kumar, R. (2013). Demand Forecasting For Sales of Milk Product (Paneer) In Chhattisgarh. *International Journal of Inventive Engineering and Sciences*, 1(9), 10-13.
- Johnston, F. R., Boylan, J. E., Shale, E., & Meadows, M. (1999). A robust forecasting system, based on the combination of two A.A. Willemain, T.R., Smart, C.N., Schockor, J.H & De Sautels, P.A. (1994). Forecasting intermittent demand in manufacturing: a comparative evaluation of Croston's method. *International Journal of Forecasting*, 10, p. 529–538.
- Hyndman R. J., Akram M. & Archibald B. C. (2008). The admissible parameter space for exponential smoothing models. *Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 60, pp. 407-26.
- Bowerman, B. L., O'Connell, R. T., & Koehler, A. B. (2009). Pronósticos, series de tiempo y regresión. Un enfoque aplicado (4ta. edición). México: C. Learning editores.
- Snyder, R. D., Koehler, A. B. & Ord, J. K. (2002). Forecasting for inventory control with exponential smoothing. *International Journal of Forecasting*, Vol. 18, pp. 5-18.
- Koehler, B. (1985). Simple Vs. Complex Extrapolation models: An evaluation in the Food Processing Industry. *International Journal of Forecasting* 1, North Holland, 63-68.
- Miller, J.J., McCahon, C.S. & Miller, J.L (1991). Foodservice forecasting using simple mathematical models. *J Hospitality Tourism Res*; 15(1):43–58.
- Delgadillo-Ruiz, O., Ramírez-Moreno, P. P., Leos- Rodríguez, J. A., Salas González, J. M., & Valdez- Cepeda, R. D. (2016). Pronósticos y series de tiempo de rendimientos de granos básicos en México. *Acta Universitaria*, 26(3), 23-32. doi: 10.15174/au.2016.882.
- Rani, S & Raza, I. (2012). Comparison of Trend Analysis and double exponential smoothing methods for price estimation of major pulses in Pakistan. *Pakistan Journal of Agricultural Research*.
- Batselier, J. & Vanhoucke, M. Improving project forecast accuracy by integrating earned value management with exponential smoothing and reference class forecasting (2016). *International Journal of Project Management* 35, 28–43.
- Bermúdez, J.D., Segura, J.V. & Vercher, E. (2006). A decision support system methodology for forecasting of time series based on soft computing. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51, 177 – 191.
- Gelper, S., Fried, R. & Croux, C. (2007). Robust Forecasting with Exponential and Holt-Winters Smoothing. Department of Decision Sciences and Information Management (KBI).
- Makridakis, S & Hibon, M (1997). ARMA Models and the Box -Jenkins Methodology INSEAD, *France Journal of Forecasting*, Vol. 16, 147 - 163
- Syntetos, J.E & Boylan (2005). Simple moving averages. *International Journal of Forecasting* 21, 303–314.
- Croston, J. D. (1972). Forecasting and stock control for intermittent demands. *Operational Research Quarterly*, 23, 289–304.
- Adhikari, R. & Agrawal, R. (2002). An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting.
- Amir-Hanjah, M. (2014). Forecasting Major Fruit Crops Productions in Bangladesh using Box & Jenkins ARIMA Model. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 5(7), 96-108.
- Tripathi, R., Nayak, A. K., Raja, R., Shahid, M., Kumar, A., Mohanty, S., Panda, B. B. Lal, B., & Gautam, P. (2014). Forecasting Rice Productivity and Production of Odisha, India, Using Autoregressive Integrated Moving Average Models. *Advances in Agriculture*, 1, 1-9.
- Amin, M., Amanullah, M., & Akbar, A. (2014). Time Series Modeling for forecasting wheat production of Pakistan. *Plant Sciences*, 24(5), 1444-1451.
- Badmus, M. A., & Ariyo, O. S. (2011). Forecasting Cultivated Areas and Production of Maize in Nigeria Using ARIMA model. *Asian Journal of Agricultural Sciences*, 3(3), 171-176.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). Time series analysis: Forecasting and control (3rd ed.). Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159 – 175.
- Chen, F. & Ou, T. (2011). Constructing a sales forecasting model by integrating GRA and ELM: a case study for retail industry. *International Journal of Electronic Business Management*, Vol. 9, No. 2, pp. 107-121.
- Widiarta, H., Viswanathan, S. & Piplani, R. (2009). Forecasting aggregate demand: an analytical evaluation of top-down versus bottom-up forecasting in a production planning framework. *Int.J.Prod.Econ.* 118, 87–94.

- Lasek, A., Cercone, N. & Saunders, J. (2003). Smart Restaurants: survey on customer demand and sales forecasting. *Department of Electrical Engineering and Computer Science, Lassonde School of Engineering, York University, Toronto, ON, Canada; Fuseforward Solutions Group, Vancouver, BC, Canada.*
- Ryu, K. & Sanchez, A. (2003). The Evaluation of Forecasting Methods at an Institutional Foodservice Dining Facility. *Journal of Hospitality Financial Management: Vol. 11: Iss. 1, Article 4*
- VanDonselaar, K.H., Peters, J., de Jong, A. & Broekmeulen, R.A.C.M. (2016). Analysis and forecasting of demand during promotions for perishable items. *Int. J. Production Economics*, 172, 65–75.
- Ali, Ö. G., Sayin, S., Woensel, T. V. and Fransoo, J., (2009). SKU demand forecasting in the presence of promotions. *Expert Systems with Application*, Vol. 36, No. 10, pp. 12340-12348.
- Ramanathan, U. & Muijdermans, L. (2010). Identifying demand factors for promotional planning and forecasting: a case of a soft drink company in the UK. *Int. J. Prod. Econ.*, 128(2), 538–545.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (1999). A comparison of linear and non-linear university models for forecasting economic time series.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35 – 62.
- Alon I, Qi M, Sadowski RJ. Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. *J Retailing Consumer Serv* 2001, 8,147–56.
- Agrawal, D., & Schorling, C. (1996). Market share forecasting: An empirical comparison of artificial neural networks and multinomial logit model. *Journal of Retailing*, 72(4), 383–407.
- Chen, C., Lee, W., Kuo, H., Chen, C., Chen, K. (2010). The study of a forecasting sales model for fresh food. *Expert Systems with Applications*, 37, 7696–7702.
- Aburto, L. & Weber, R. (2007). Improved supply chain management based on hybrid demand forecasts. *Appl. Soft Comput.* 7 (1), 136–144.
- Bratina, D. & Faganel, A. (2008). Forecasting the primary demand for a beer brand using time series analysis. *Organizacija* 41(3), 116–124.
- Jain, C., L. & Malehorn, J. (2006). Benchmarking forecasting practices: a guide to improving forecasting performance. New York: Graceway Publishing Company.
- Zotteri, G. & Kalchschmidt, M. (2007). Forecasting practices: empirical evidence and a framework for research. *Int.J.Prod.Econ.*108, 84–99.
- Xie, J., Lee, T.S. & Zhao, X. (2004). Impact of forecasting error on the performance of capacitated multi-item production systems. *Computers & Industrial Engineering*, 46, 205-219.
- Hyndman, R. & Koehler, A. (2005). Another look at measures of forecast accuracy.
- Armstrong, J.S. (2001). Evaluating forecasting methods. Chapter 14 in *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners*, ed., J.S. Armstrong. Kluwer Academic Publishers: Norwell, MA.
- Corres, G., Esteban, A., García, J. & Zárata, C. (2009). Análisis de series temporales. *Revista Ingeniería Industrial - Año 8 N° 1*.
- Chan, C.K., Kingsman, B.G., Wong, H. (1999). The value of combining forecast in inventory management - a case study in banking. *European Journal of Operational Research*, 117, 199-210.
- Berenson, M., Levine, D. & Krehbiel.T. (2001). Análisis de Series de Tiempo en Estadística para la administración. Cap. 11. 2nda edición. Editorial Prentice Hall. pp 66
- Jarrett, J. (1991). Business forecasting methods (2nd ed.). Cambridge, MA: Basil Blackwell.
- Schmit & Kaiser (2006). Forecasting Fluid Milk and Cheese Demands for the Next Decade. *J. Dairy Science*, 89, 4924-4936.
- Hyndman, R., Koehler, A., Snyder, R. & Grose, S. (2003). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods.
- Nanda, S. (1988). Forecasting: Does the Box-Jenkins Method Work Better than Regression? *Vikalpa*, Vol. 13, No. 1.
- Shenstone, L. & Hyndman, R. (2005). Stochastic models underlying Croston's method for intermittent demand forecasting.
- Cecatto, C., Belfiore, P. & Vidal, J. (2012). Forecasting practices in Brazilian Food Industries. *Journal of Logistics Management*, 1(4), 24-36.
- Kalekar, P. (2004). Time Series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing. Kanwal Rekhi School of Information Technology
- Tehlah, N., Kaewpradit, P. & Mujtaba, I.M. (2016). Artificial neural network based modeling and optimization of refined palm oil process. *Neurocomputing* 216, 489–501.
- Nourbakhsh, H., Emam-Djomeh, Z., Omid, M., Mirsaedghazi, H. & Moin., Z. (2014). Prediction of red plum juice permeate flux during membrane processing with ANN optimized using RSM. *Computers and Electronics in Agriculture* 102, 1–9.
- Kim, J., Jeong, H., Kim, H. & Kang, S. (2015). Forecasting the monthly abundance of anchovies in the South Sea of Korea using a univariate approach. *Fisheries Research* 161, 293–302.
- Babiloni, E., Cardós, M., Albarracín, J.M. & Palmer, M. (2010). Demand Categorisation, Forecasting, and inventory control for intermittent demand items. *South African Journal of Industrial Engineering*, Vol. 21 Issue 2, p. 115-130.
- Reynolds, D., Rahman, I. & Balinbin, W. (2013). Econometric modeling of the U.S. restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management* 34, 317–323.
- Gruen TW, Corsten D & Bharadwaj S (2002) Retail out of stocks: a worldwide examination of extent, causes and consumer responses. Grocery Manufacturers of America, Washington, D.C.
- Duong, L., Wood, L. & Wang, W. (2015). A multi-criteria inventory management system for perishable & substitutable products. *Procedia Manufacturing* 2, 66 – 76

- Minner, S. & Transchel, S. (2010). Periodic review inventory-control for perishable products under service-level constraints. Springer-Verlag.
- Singh, S. (2016). An inventory model for Perishable Items having Constant Demand with Time Depending Holding Cost. *Mathematics and Statistics* 4(2), 58-61.
- Bozorgi, Ali. (2016). Multi-product inventory model for cold items with cost and emission consideration. *Int. J. Production Economics* 176, 123-142.
- Vidal C.J. & Goetschalckx M. (2000). Modeling the Impact of Uncertainties on Global Logistics Systems. *Journal of Business Logistics*, Vol. 21, p. 95-120.
- Causado, E. (2015). Modelo de inventarios para control económico de pedidos en empresa comercializadora de alimentos. Revista Ingenierías Universidad de Medellín.
- Pauls-Worm, K.G.J, Hendrix, E., Haijema, R., van der Vorst, J. (2014). An MILP approximation for ordering perishable products with non-stationary demand and service level constraints. *Int. J. Production Economics* 157, 133-146
- Li, J., Cheng, E. & Wang, S. (2007). Analysis of postponement strategy for perishable items by EOQ-based models. *Int. J. Production Economics* 107, 31-38.
- Lagana, D., Longo, F. & Santoro, F. (2015). Multi-Product Inventory-Routing Problem in the Supermarket Distribution Industry. *Int. J. Food Eng.*, 11(6), 747-766.
- Kanchanasuntorn, K. & Techanitisawad, A. (2004). An approximate periodic model for fixed-life perishable products in a two-echelon inventory-distribution system. *Int. J. Production Economics* 100, 101-115.
- Karaesmen, I., Scheller-Wolf, A. & Deniz, B. (2012). Managing Perishable and Aging Inventories: Review and Future Research Directions.
- Tuljak, D. & Bogataj, M. (2015). An Optimal Ordering Cycle at Interactions of Fuzzy Parameters and High Disposal Fees of Food or Drug Supply Systems. *IFAC-Papers On Line* 48-3, 2374-2379
- Farsad, B. & LeBruto, S. (1993). A Measured Approach to Food Inventory Management.
- Chouhan, S. & Kumari, R. (2011). An Inventory System with Life Time, Incremental Holding Cost and Partial Backlogging. *International Transactions in Mathematical Sciences and computers*, Volume 4, No. 2, pp. 311-320.
- Lian Z, Liu L, Neuts M (2005) A discrete-time model for common lifetime inventory systems. *Math Oper Res* 30:718-732.
- Rao, K., Begum, K. & Murty, M. (2007). Optimal ordering policies of inventory model for deteriorating items having generalized Pareto lifetime. *Current science*, vol. 93, no. 10.
- Chaudhary, R., Sharma, V. & Chaudhary, U. (2013). Optimal Inventory Model for Time Dependent Decaying Items with Stock Dependent Demand Rate and Shortages. *International Journal of Computer Applications* Volume 79 – No 17.
- Valliathal, M. & Uthayakumar, R. (2009). An EOQ model for perishable items under stock and time dependent selling rate with shortages. *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, VOL. 4, NO. 8.
- Avinadav, T., Herbon, A. & Spiegel, U. (2013). Optimal inventory policy for a perishable item with demand function sensitive to price and time. *Int. J. Productions* 144, 497-506.
- Soto-Silva, W., Nadal-Roig, E., González-Arayac, M. & Pla-Aragones, L. (2016). Operational research models applied to the fresh fruit supply chain. *European Journal of Operational Research* 251, 345-355.
- Dobson, G., Pinker, E. & Yildiz, O. (2016). An EOQ model for perishable goods with age-dependent demand rate. *European Journal of Operational Research* 0 0 0, 1-5.
- Kaur, J. & Sharma, R. (2012). Inventory model: Deteriorating Items with Price and Time Dependent Demand Rate. *International Journal of Modern Engineering Research (IJMER)*, Vol. 2, Issue 5, pp 3650 - 3652.
- Ouyang, L., Wu, K. & Cheng, M. (2005). An inventory model for deteriorating items with exponential declining demand and partial backlogging. *Yugoslav Journal of Operations Research* 15, Number 2, 277-288.
- Jian, M., Fang, X., Jin, L. & Rajapov, A. (2015). The impact of lead time compression on demand forecasting risk and production cost: A newsvendor model. *Transportation Research Part E* 84, 61-72.
- Teng, J., Ouyang, L. & Cheng, M. (2005). An EOQ Model for Deteriorating Items with Power –Form Stock-Dependent Demand. *Information and Management Sciences*, Volume 16, Number 1, pp. 1-16.
- De Castro, E., Tabucanon, M. & Nagarur, N. (1997) A production order quantity model with stochastic demand for a chocolate milk manufacturer. *Int. J. Production Economics* 49, 145- 156.
- Raturi, AS. & Singhal, VR. (1990). Estimating the opportunity Cost of Capital for Inventory Investments. *Omega Int. J. of Mgmt Sci.*, Vol 18, No.4, 407-413.
- Ng, C.T., Cheng, T.C.E., Kotov, V. & Kovalyov, M.Y. (2009). The EOQ problem with decidable warehouse capacity: Analysis, solution approaches and applications. *Discrete Applied Mathematics* 157, 1806-1824.
- Zapata, G. (2010) Propuesta de una Política de Inventarios para las Materias Primas y Material de Acondicionamiento de los Productos Principales de C.C. Laboratorios. Tesis de grado presentada como requisito para la obtención del título de Ingeniería Industrial. Universidad San Francisco de Quito.
- Toscano, A. (2014). Mejores Bodegas y un Mejor Servicio: Propuesta de Mejora del Manejo de Inventarios en las Bodegas de Producto Terminado de una Empresa de Plásticos en el Valle de los Chillos. Tesis de grado presentada como requisito para la obtención del título de Ingeniería Industrial. Universidad San Francisco de Quito.
- Banco Central del Ecuador. (2016). Tasas de interés noviembre 2016. Retrieved 11/24/2016 from <https://contenido.bce.fin.ec/docs/path?path=/documentos/Estadisticas/SectorMonFin/TasasInteres/Index.htm>.
- Jones, C. & Tuzel, S. (2013). Inventory investment and the cost of capital. *Journal of Financial Economics* 107, 557-579
- Chan, S. F. (1987). Computer Capacity Planning: Theory and Practice. Orlando, Florida: Academic Press, Inc.
- Hammer, O. (2012). *PAST PAleontological STatistics Reference Manual*. Retrieved from Natural History Museum University of Oslo: <http://www.nhm2.uio.no/norlex/past/pastmanual.pdf>
- Douglas C. Montgomery, G. C. (2003). Applied Statistics and Probability for Engineers Third Edition. New York: John Wiley & Sons

8. Anexos

Anexo 1: Demanda mensual familia leche semidescremada

Ventas en litros 2015					
Mes	Producto A	Producto B	Producto C	Producto D	Agregado
1	46098	612	50256	5400	102366
2	38340	1584	39924	4656	84504
3	42930	3468	47394	4296	98088
4	46476	2052	46386	5958	100872
5	49140	2901	49464	468	101973
6	50130	3222	48492	7254	109098
7	52452	6276	53316	3790	115834
8	45108	8844	43290	3552	100794
9	51552	1638	48240	5872	107302
10	51300	684	49626	6192	107802
11	40896	414	31680	2656	75646
12	37262	4678	36038	1203	79181

Porcentaje de ventas de producto dentro de familia					
Mes	Producto A	Producto B	Producto C	Producto D	Agregado
13	45%	1%	49%	5%	100%
14	45%	2%	47%	6%	100%
15	44%	4%	48%	4%	100%
16	46%	2%	46%	6%	100%
17	48%	3%	49%	0%	100%
18	46%	3%	44%	7%	100%
19	45%	5%	46%	3%	100%
20	45%	9%	43%	4%	100%
21	48%	2%	45%	5%	100%
22	48%	1%	46%	6%	100%
23	54%	1%	42%	4%	100%
24	47%	6%	46%	2%	100%

Anexo 2: Pronóstico ventas mensuales 2016 familia leche Semidescremada

Mes	Ventas 2015	Winters	Residuales	Límite inferior (95%)	Límite superior (95%)
1	102366	102724	-358		
2	84504	88243	-3739		
3	98088	95826	2262		
4	100872	104858	-3986		
5	101973	88679	13294		
6	109098	101591	7507		
7	115834	111901	3933		
8	100794	99777	1017		
9	107302	110347	-3045		
10	107802	118388	-10586		
11	75646	102064	-26418		
12	79181	104569	-25388		
13		103711		82982	124441
14		86545		65490	107599
15		92820		71404	114237
16		100850		79036	122664
17		84135		61890	106380
18		90211		67503	112919
19		97988		74788	121189
20		81725		58004	105446
21		87602		63335	111870
22		95127		70288	119966
23		79315		53882	104747
24		84993		58946	111041

Pronóstico de ventas 2016					
Mes	Producto A	Producto B	Producto C	Producto D	Agregado
1	46704	620	50916	5471	103711
2	39266	1622	40888	4768	86545
3	40624	3282	44849	4065	92820
4	46466	2052	46376	5957	100850
5	40544	2394	40811	386	84135
6	41452	2664	40097	5998	90211
7	44371	5309	45102	3206	97988
8	36574	7171	35100	2880	81725
9	42088	1337	39384	4794	87602
10	45268	604	43791	5464	95127
11	42879	434	33216	2785	79315
12	39997	5021	38683	1291	84993

Anexo 3: Cálculo costo fijo de pedido

Para la realización de pedidos, la empresa Ecualeche trabaja con 4 personas encargadas de realizar este trabajo: un jefe de bodegas y un coordinador los cuales dedican el 50% de su tiempo a la orden de pedidos, y un bodeguero y un ayudante que dedican el 100% de su tiempo a la revisión continua de inventarios y demás actividades relacionadas. Los sueldos mensuales de estas personas son de \$1500, \$700, \$350 y \$350, respectivamente. Por otro lado, la empresa tiene un promedio de 240 pedidos mensuales.

$$\text{Costo de pedido} = \frac{\sum_{i=1}^4 \frac{\text{horas laborables personal encargado}_i}{\text{mes}} \times (\% \text{ tiempo dedicado}_i) \times \left(\frac{\text{salario}_i}{\text{horas}}\right)}{\frac{\# \text{ pedidos}}{\text{mes}}}$$

$$\text{Costo de pedido} = \frac{\left(\frac{160 \text{ h}}{\text{mes}} \times 0.5 \times \frac{9.28\$}{\text{h}}\right) + \left(\frac{160 \text{ h}}{\text{mes}} \times 0.5 \times \frac{4.28\$}{\text{h}}\right) + \left(\frac{160 \text{ h}}{\text{mes}} \times 1 \times \frac{2.19\$}{\text{h}}\right) + \left(\frac{160 \text{ h}}{\text{mes}} \times 1 \times \frac{2.19\$}{\text{h}}\right)}{\frac{240}{\text{mes}}} = \frac{\text{USD } \$ 7.51}{\text{pedido}}$$

Anexo 4: Política de inventario leche descremada 1 litro

k (costo de pedido): USD \$ 7.51

h (p) (costo de almacenamiento por pallet por mes: USD \$ 12

Demanda mensual	Unidades por pallet	h por producto por mes	Q* (unidades)	Tiempo de reabastecimiento (mes)	Tiempo de reabastecimiento (días)	Costo por unidad de producto (USD \$)	Costo mensual (USD \$)
1014	900	0.0133	1069	1.05	31.6	0.65	673.35

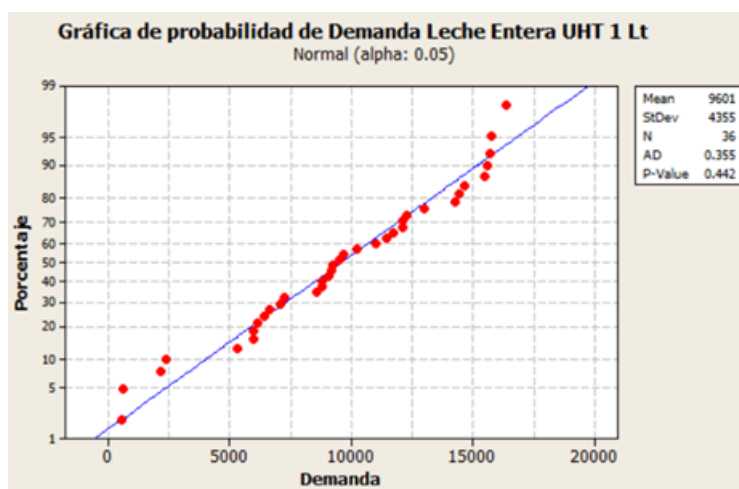
Anexo 5: Prueba de normalidad leche entera 1 litro

Ho: Los datos provienen de una distribución normal

Ha: Los datos no provienen de una distribución normal

Si valor $P > \alpha$: no se rechaza la hipótesis nula y se asume que los datos siguen una distribución normal con parámetros (media, desviación estándar).

Para esta prueba de normalidad se utilizó la mayor cantidad de datos existentes; es decir, los datos de las ventas del 2014, 2015 y las pronosticadas para el 2016. El maximizar el tamaño de muestra permitirá un mejor acople de la distribución al comportamiento real de los datos (Montgomery, 2003).



Anexo 6: Política de inventario leche entera 1 litro

k (costo de pedido): USD \$ 7.51

h (p) (costo de almacenamiento por pallet por mes: USD \$ 12

media	Demanda desv. est.	Unidades por pallet	h por producto por mes	Q (unidades)	F (R)	z	R	SS	p	L(z)	n(R)	Costo mensual (USD \$)
9601	4355	900	0.0133	3289	0.9	1.28	15175	5574	0.94	0.0475	206.8625	685.85