

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
COLEGIO DE CIENCIAS E INGENIERÍAS

Mejoramiento e implementación de un sistema de planificación de demanda en una empresa distribuidora de farmacéuticos y análisis de datos de productos top en puntos de venta seleccionados.

Proyecto investigación

Roberto Fabián Véjar Jaramillo

Ingeniería Industrial

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

Quito, 20 de diciembre de 2017

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
COLEGIO DE CIENCIAS E INGENIERÍAS

HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE TITULACIÓN

Mejoramiento e implementación de un sistema de planificación de demanda en una empresa distribuidora de farmacéuticos y análisis de datos de productos top en puntos de venta seleccionados.

Roberto Fabián Véjar Jaramillo

Calificación:

Nombre del profesor, Título académico

Galo Mosquera , MSc.

Firma del profesor

Quito, 20 de diciembre de 2017

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:

Roberto Fabián Véjar Jaramillo

Código:

00111034

Cédula de Identidad:

1716537988

Lugar y fecha:

Quito, 20 de diciembre de 2017

AGRADECIMIENTO

Quisiera hacer un agradecimiento especial tanto a Galo Mosquera como a Iván Naranjo por su confianza depositada en mí a lo largo de todo el proceso de creación de este trabajo de titulación. De igual manera, una mención muy especial a mi familia y a mis amigos que han sido soporte y motivación para seguir trabajando y mejorando cada día. De igual manera, a todos mis maestros que han sido artífices fundamentales en mi desarrollo como persona y profesional. Por último, a la Universidad San Francisco que ha sido escenario de tantas emociones y experiencias a lo largo de toda mi preparación profesional.

RESUMEN

El presente trabajo de titulación, tuvo como objetivo el mejorar el sistema de planificación de la demanda de una empresa ecuatoriana de distribución de insumos farmacéuticos. En la actualidad, dicha empresa maneja un modelo único para todos sus productos y, considerando que el modelo utilizado es válido, el utilizar un único modelo, incurre en costos de sobreabastecimiento, transporte y costos de oportunidad. Es por eso que se experimentó con distintos modelos matemáticos de pronósticos para determinar el que más se ajuste a la realidad minimizando errores y eventualmente ahorrando dinero a la empresa. Los resultados fueron favorables ya que se concluyó que el sistema de planificación de la demanda actual es definitivamente mejorable.

Palabras clave: Planificación, Demanda, Pronósticos, Farmacéutica, Mejoramiento

ABSTRACT

This senior Project had as main objective to improve the demand planning system of an Ecuadorian company dedicated to the distribution of pharmaceutical supplies. Currently, this company uses one sole model to forecast all their products and, considering that the model is actually a good one, using only one model, for all the products has some economical disadvantages such as increase of overstock cost, opportunity cost and transportation cost. That is why different mathematical models were used to experiment and determine the one that fits better with reality by minimizing errors and eventually saving money to the company. The results were favorable due to the fact that the author of this project was able to conclude that the current demand planning system of the company is definitely improvable.

Key words: Demand, Planning, Forecast, Pharmaceutical, Improvement

TABLA DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN.....	10
2	MARCO TEÓRICO	11
2.1	PRONÓSTICOS	11
2.2	MODELOS DE PRONÓSTICOS	12
2.2.1	RANGOS MÓVILES.....	12
2.2.2	SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL.....	12
2.2.3	SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL DOBLE (HOLT).....	13
2.2.4	MÉTODO DE CROSTON	13
2.2.5	APROXIMACIÓN SYNTETOS – BOYLAN (SBA).....	13
2.2.6	MÉTODO TEUNTER, SYNTETOS Y BABAI (TSB)	14
2.3	ERRORES.....	14
2.3.1	ERROR ABSOLUTO MEDIO	14
2.3.2	CUANTIFICACIÓN ECONÓMICA UTILIZANDO PRECIO PROMEDIO PONDERADO (PPP).....	15
3	METODOLOGÍA.....	15
3.1	DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	16
3.2	RECOLECCIÓN DE DATA	16
3.3	ANÁLISIS DE DATA	16
3.4	SELECCIÓN Y AJUSTE DE MODELO	17
3.5	VALIDACIÓN DE MODELO	18
3.6	IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DE PRONÓSTICO	18
3.7	MONITOREO DEL SISTEMA DE DESEMPEÑO	18
4	DESARROLLO	19
4.1	ANÁLISIS DE DATOS	19
4.2	SELECCIÓN, AJUSTE Y VALIDACIÓN DE MODELO	20
4.2.1	AJUSTE DE MODELO.....	20
4.2.2	SELECCIÓN DE MODELO.....	21
4.2.3	VALIDACIÓN DEL MODELO	21
5	RESULTADOS.....	23
6	CONCLUSIONES	26
7	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	26

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla #1: Categorización AS-IS de productos	16
Tabla #2: Categorización de productos dentro de Medicina en el punto de venta 202	19
Tabla #3: Líneas de productos y porcentaje de representación de volumen de ventas en el punto de venta 202	21
Tabla #4: Resumen de resultados en Medicina en punto de venta 202	22
Tabla #5: Resumen de resultados en Servicios en punto de venta 202	22
Tabla #6: Resumen de resultados en Productos Naturales en punto de venta 202	22
Tabla #7: Resumen de resultados en Bebés en punto de venta 202	23
Tabla #8: Resumen de resultados en Cuidado y Belleza en punto de venta 202 ...	23
Tabla #9: Resumen de resultados en Bazar y Suministro en punto de venta 202	23
Tabla #10: Resumen de resultados en <u>MiniMarket</u> y Rehabilitación en punto de venta 202	23
Tabla #11: Comparación de resultados en el punto de venta 202 utilizando los niveles de α propuestos.....	24
Tabla #12: Comparación de resultados en el punto de venta 212 utilizando los niveles de α propuestos.....	24
Tabla #13: Comparación de resultados en el punto de venta 240 utilizando los niveles de α propuestos.....	24

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura #1:16

Figura #2:19

Mejoramiento e implementación de un sistema de planificación de demanda en una empresa distribuidora de farmacéuticos y análisis de datos de productos top en puntos de venta seleccionados.

Roberto F. Véjar*, Galo Mosquera

1 INTRODUCCIÓN

En la actualidad, para todo tipo de negocio, es necesario el poseer un sistema óptimo de planificación y manejo de la demanda, con la finalidad de poder tomar decisiones estratégicas que beneficien a las empresas. Estos beneficios pueden verse reflejados en distintas áreas como son: incremento de ventas, disminución de inventario, disminución de desperdicio de cualquier tipo, optimización de recursos, entre otros que conllevan a un incentivo económico debido a la reducción de costos y mejor uso de recursos que genera el utilizar un sistema óptimo de planificación de la demanda. El objetivo de la planificación de la demanda es poder predecir el consumo futuro de productos de cualquier naturaleza (Goetschalcks, 2011). Una herramienta utilizada a lo largo del tiempo para mejorar un sistema de planificación de la demanda es el uso de pronósticos.

Este estudio busca mejorar e implementar el sistema de planificación actual de la demanda dentro de una empresa distribuidora de productos farmacéuticos y realizar una minería de datos de productos top en los puntos de venta. Al presente, la empresa cuenta con un

sistema de planificación de la demanda en base a un único modelo de pronósticos para todos los SKU's de todos los puntos de venta. El modelo actual (AS-IS) es un *Suavizamiento exponencial* (simple) y se utiliza el mismo factor de suavizamiento para generar todos los pronósticos. Si bien el modelo AS-IS resulta útil bajo ciertos supuestos, el generalizar su aplicabilidad a todos los productos no es adecuado ya que puede causar problemas en el manejo de la cadena de suministro de la empresa.

Es importante considerar que para la realización de este estudio se firmó un contrato de confidencialidad con la empresa, motivo por el cual no se mostrarán datos reales de ventas.

En la *Sección 2* se muestra un análisis de estudios previos donde se puede observar los métodos con los que se trabajará a lo largo del estudio. De igual manera, se incluye también la manera en la que se evalúa la efectividad de un modelo frente a otro en base a los errores obtenidos. Por otra parte, en la *Sección 3* se presenta la metodología con los pasos a seguir en cada una de las etapas del estudio. Las secciones 4 y 5 serán

destinadas al desarrollo del estudio y las conclusiones respectivamente.

2 MARCO TEÓRICO

Las nuevas tecnologías de la información y el manejo de datos provee mejores oportunidades para planificar las ventas dentro de un retail o punto de venta (Hubber, Gossman and Stuckenschmidt, 2017). Un recurso utilizado para poder manejar grandes bases de datos con el objetivo de facilitar el análisis es el realizar agrupamientos o conglomerados en base a características similares entre los datos (comportamiento, tipo de datos, alta correlación, etc) (Shmueli, Patel & Bruce, 2010). El objetivo del uso de las herramientas tecnológicas es el automatizar el sistema de planificación en base a pronósticos. Estos pronósticos, como se muestra en el estudio realizado por Huber, Gossman y Stuckenschmidt (2017), se deberán realizar por separado para cada uno de los conglomerados creados en el análisis de data

A continuación se presenta una breve introducción a pronósticos, al igual que los modelos utilizados en este estudio y las medidas de validación, medidas de error, consideradas para los distintos modelos.

2.1 PRONÓSTICOS

Un pronóstico es una predicción acerca de un evento futuro (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008). Existen dos grandes clasificaciones dentro de los métodos de pronósticos: pronósticos cualitativos y pronósticos cuantitativos (Goetschalcks, 2011). Este estudio se basará únicamente en los pronósticos cuantitativos, es decir, en base a datos y a fundamentos estadísticos.

Un aspecto a considerar al momento de realizar los pronósticos es el horizonte de tiempo que puede ser: corto, mediano y largo plazo (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008). Esta es una decisión que se debe determinar antes de realizar los pronósticos. No obstante, se recomienda acortar el horizonte de tiempo ya que “es más fácil predecir qué pasará mañana, que lo que pasará el siguiente mes” (Sheffi, 2005). Al acortar el horizonte de tiempo se puede pronosticar la demanda con mayor precisión

Se debe considerar que los pronósticos casi siempre estarán mal, motivo por el que se calculan los errores para validar los modelos (Sección 2.3), por lo que es necesario poder calcular un intervalo de confianza o un intervalo de predicción (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008). De igual manera, es fundamental el tomar en consideración el comportamiento y naturaleza de los datos que servirán de input para los pronósticos ya que depende de ello la aplicabilidad y utilización de distintos modelos matemáticos de pronósticos.

2.2 MODELOS DE PRONÓSTICOS

Existen diversos modelos de pronósticos pero los más utilizados son los modelos de regresión (o causales), modelos de series de tiempo y modelos de suavizamiento (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008). En este estudio se presentan métodos especialmente focalizados en las series de tiempo. Dentro de esa clasificación existen diversos métodos de pronósticos que varían en su aplicabilidad en base al comportamiento de los datos de ventas. Se debe recordar que existen diversos modelos robustos para generar pronósticos, pero nada puede ser totalmente seguro (Sheffi, 2005). Los métodos que se considerarán en este estudio son: rangos (promedios) móviles, suavizamiento exponencial simple, suavizamiento exponencial doble, método de Croston, aproximación Syntetos-Boylan (SBA) y Método Teunter-Syntetos y Babai (TSB).

Los modelos considerados en este estudio fueron elegidos por la facilidad de su implementación (modelos matemáticos con formulación sencilla) a grandes grupos de datos, su capacidad de adaptación a distintos comportamientos a lo largo del tiempo y especialmente los últimos tres modelos mencionados (Croston, SBA y TSB), por su eficiencia de aplicación al trabajar con demandas intermitentes.

2.2.1 RANGOS MÓVILES.

Los rangos móviles son un modelo utilizado especialmente cuando el comportamiento de los datos no presenta una tendencia y/o estacionalidad. Su principal

característica es que brinda los mismos valores de “pesos” a un grupo de datos históricos. De igual manera, se enfoca más en los datos más recientes en lugar de aquellos de mayor antigüedad (Goetschalcks, 2011). Un aspecto clave que se debe considerar es el valor de la cantidad de datos que se selecciona para realizar los promedios ya que de ello dependerá el ajuste que se tenga entre los pronósticos y los datos reales. Si se elige un valor muy grande a considerar los promedios, se puede filtrar la variación residual con mayor facilidad pero se demora más en adaptarse al comportamiento de los datos. Por contraparte, si se elige un valor muy corto, se ajusta rápidamente al comportamiento de los datos pero se genera variación residual. (Ghani, Laporte & Musmanno, 2013)

2.2.2 SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL.

El suavizamiento exponencial simple trae varios beneficios entre los que se encuentran una formulación matemática sencilla, no se requiere mucha data para poder utilizarla y se adapta a cambios en la demanda para generar sus pronósticos. Al igual que el modelo de Rangos móviles (2.2.1), el suavizamiento exponencial simple se lo utiliza cuando no existe una tendencia marcada ni estacionalidad en los datos analizados. Sin embargo, la principal diferencia del suavizamiento exponencial simple con los rangos móviles (se le considera al suavizamiento exponencial simple como una versión sofisticada de los rangos móviles), es el uso de la constante de suavizamiento α . Esta constante de suavizamiento dependerá del “peso” ponderado que se le quiera dar a los datos reales en comparación a los datos

pronosticados. (Ghiani, Laporte & Musmanno, 2013). El poder seleccionar adecuadamente el valor del factor o constante de suavizamiento determinará el éxito del modelo, su comportamiento y la capacidad de respuesta frente a variaciones. (Goetschalcks, 2011).

2.2.3 SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL DOBLE (HOLT).

El doble suavizamiento exponencial o método de Holt es utilizado para cuando el comportamiento de los datos presentan una tendencia marcada mas no estacionalidad. A diferencia del método de suavizamiento exponencial simple donde existía un factor de suavizamiento α , en el método de Holt existe un valor β que trata con los parámetros de la tendencia. Al igual que en el caso anterior, es de gran importancia el poder seleccionar los niveles óptimos de los factores de suavizamiento. Goetschalcks (2011), menciona que usualmente los valores de α , se encuentran en un rango de [0.1 – 0.4] con 0.2 siendo el valor de prueba inicial recomendado. Por otra parte, Goetschalcks (2011) también recomienda valores iniciales para el factor de tendencia $\beta = 0.1$ con el objetivo de tener un comportamiento más estable de la pendiente de la tendencia. Sin embargo, estos valores pueden tomar cualquier valor entre 0 y 1 y se puede encontrar los valores óptimos con técnicas de investigación de operaciones.

2.2.4 MÉTODO DE CROSTON

A diferencia de los otros métodos que se consideran en este estudio, el método de Croston es altamente utilizado para casos donde los datos de la demanda son intermitentes o bien no se mantienen dentro de un rango o no presentan tendencia ni estacionalidad. Normalmente existe una gran parte de productos que son considerados intermitentes y es importante poder contar con un método que pueda considerar estos aspectos al momento de realizar los pronósticos. Específicamente, el método de Croston, considera dos aspectos de suma importancia que son: la probabilidad de venta (distancia entre intervalos de “no ventas”) y la cantidad vendida en determinado período. De manera similar a lo que se vio en los modelos de suavizamiento exponencial (2.2.2 y 2.2.3), el método de Croston también posee un valor o coeficiente α de suavizamiento de los datos, que puede tomar un valor entre 0 y 1. Este valor puede ser determinado por una persona o una empresa en base a sus requerimientos y realidad laboral o bien se puede hallar el valor óptimo con técnicas de Investigación de Operaciones. (Babai et al., 2014)

2.2.5 APROXIMACIÓN SYNTETOS – BOYLAN (SBA)

La aproximación Syntetos - Boylan o SBA, por sus siglas en inglés (Syntetos – Boylan Approximation), es una variación del modelo de Croston original. La principal diferencia es la existencia de un factor que multiplica al valor del pronóstico final para evitar cualquier tipo de sesgo que se pueda dar en el método de

Croston's. Dicho factor se muestra en la Ecuación 1 donde el nivel de α es exactamente el mismo que en el método de Croston's. (Waller)

$$\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \quad (\text{Ec.1})$$

2.2.6 MÉTODO TEUNTER, SYNTETOS Y BABAI (TSB)

El método de Teunter, Syntetos y Babai, también conocido como TBS, es, al igual que el modelo presentado en la sección anterior (2.2.5), una variación del modelo de Croston's tradicional que se utiliza para pronosticar demandas intermitentes. A diferencia de los dos modelos presentados anteriormente, el TSB, recalcula en cada periodo la probabilidad de que exista una ocurrencia (un valor distinto de 0 entre los datos). Por lo tanto, se trata por separado la probabilidad de ocurrencia y el tamaño de dicha ocurrencia. Por ese motivo, existe un segundo valor o factor de suavizamiento en la fórmula, denominado beta, que está ligado única y exclusivamente a la probabilidad de ocurrencia, y el nivel alfa que se mantiene como el factor de suavizamiento de la cantidad en cada período. (Waller)

2.3 ERRORES

Para poder analizar la exactitud del modelo seleccionado, se calculan los errores estadísticos de los pronósticos en base al k-ésimo término por delante del actual. (Fildes et al., 2008). Es decir, la validez del valor

pronosticado estará dada en base a los errores que se calculen con los datos anteriores. Existen varios tipos de mediciones cualitativas de los pronósticos en base a los errores tales como el error de la raíz cuadrada de la media o el error porcentual absoluto medio. Sin embargo, este estudio se enfoca en 1 de estas mediciones para validar los modelos: el error absoluto medio (MAD) con la finalidad de evitar incongruencias al momento de analizar los resultados ya que puede darse el caso que cada medición del error muestre como mejor modelo a uno distinto. (Goetschalcks, 2011). Por otra parte, el MAD entrega resultados de sus mediciones de error en unidades que los datos con los que se trabaja y facilita su comprensión.

Paralelamente, se realizará una cuantificación económica del error utilizando el precio promedio ponderado de cada producto. Esta medida se utiliza para ponderar aquellos productos que representen un mayor costo para la empresa considerando las cantidades vendidas de cada uno. De igual manera, al ser una medición en dólares facilita la comprensión de la reducción del error frente al modelo AS-IS

2.3.1 ERROR ABSOLUTO MEDIO

Se considera el MAD entre las medidas de validación de los pronósticos ya que presenta un promedio de los errores absolutos, caso contrario, si se considerara únicamente los errores, un valor positivo o negativo muy grande tendría gran inferencia en el resultado. Además, este error tiene las mismas unidades que los datos reales y los pronósticos. En la ecuación 2

se presenta el cálculo de este error. (Goetschalcks, 2011).

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (\text{Ec.2})$$

2.3.2 CUANTIFICACIÓN ECONÓMICA UTILIZANDO PRECIO PROMEDIO PONDERADO (PPP)

La empresa tiene en la actualidad un método de analizar el costo de mantener cada uno de los SKU's en stock, denominado PPP o Precio Promedio Ponderado. Se utilizará este valor para poder analizar desde términos monetarios, la diferencia entre el costo de mantener el sistema actual y el utilizar los modelos propuestos en este trabajo. El objetivo de utilizar estos valores, además de tener una idea más clara y concisa de la desviación entre pronósticos y ventas reales, es el poder dar mayor importancia a la reducción del error de aquellos productos que generan una mayor utilidad; es decir, se busca equivocarse menos en aquellos productos que representan un mayor costo asumiendo que son los que más utilidad generan. Se utilizarán medidas de investigación de operaciones, cuando sea posible, para tratar siempre de minimizar el valor PPP.

Se realizará una diferencia entre los valores reales y los pronosticados, con cada modelo; si el resultado es positivo, significa que las ventas reales fueron superiores a las pronosticadas y si el resultado es negativo, significaría que las ventas reales fueron menores a las esperadas. A esos valores de las diferencias, se multiplicará por el PPP de cada uno de los

SKU's para obtener luego una sumatoria de sus valores absolutos que será la medida del error expresada en términos monetarios.

3 METODOLOGÍA

La metodología incluye los “pasos” necesarios para generar un modelo de pronósticos en base al análisis de datos. Se decidió considerar una metodología en base a DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Implementar y Controlar) y a la metodología que proponen Montgomery, Jennings y Kulahci (2008) en su libro “Introduction to Time Series Analysis and Forecasting”. A continuación, en la Figura1 se presenta la metodología que se utilizará para la realización de este estudio.



Figura 1: Metodología a utilizar.

3.1 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

La empresa ha crecido de manera continua a lo largo de los años; aproximadamente de 3 a 4 puntos de venta se abren mensualmente (Mosquera, 2017). Hace varios años se implementó un sistema de planificación de la demanda para todos los productos en base al modelo de pronósticos denominado *Suavizamiento exponencial (simple)* y no ha cambiado desde entonces.

Sin embargo, el mantener un único modelo de pronóstico para todos los SKU's de todos sus puntos de venta genera inconvenientes en el proceso de abastecimiento a los distintos puntos de venta. Los dos principales problemas son el tener sobreabastecimiento de productos que no tienen un movimiento alto y que exista producto faltante. En ambos casos existe una penalidad económica intrínseca ya sea por costos excesivos de inventario o el costo de oportunidad de una venta perdida.

El modelo seleccionado por la empresa es útil para ciertos casos (donde el comportamiento de los datos históricos no presenta estacionalidad ni tendencia). No obstante, existen otros modelos con los que se puede obtener mejores resultados ya que los valores pronosticados serán más próximos a los reales.

El poder mejorar el sistema de la demanda actual conllevará a beneficios económicos ya que existe ahorro en costos de inventario y costos de oportunidad al igual que un posible incremento en ventas ya que los productos solicitados por los clientes estarán disponibles. Por otra parte, la planificación de la cadena de suministro,

especialmente transporte y abastecimiento, también se beneficiará mejorando su objetivo principal que es el poder proveer la cantidad correcta de productos, en el lugar correcto, al momento correcto y minimizando el costo. (Sheffi, 2005)

3.2 RECOLECCIÓN DE DATA

La Data que se utilizará en este estudio será proporcionada por la empresa. Se utilizarán datos de ventas semanales de todos los SKU's de 3 puntos de venta distintos de los últimos 3 años.

3.3 ANÁLISIS DE DATA

En este punto, se inicia un proceso iterativo con los siguientes dos pasos de la metodología ya que se debe pulir el modelo para poder obtener resultados óptimos. En esta parte se realizará la "limpieza" de datos ya que se cuenta con mucha información y se debe discernir, separar y conglomerar distintos tipos de datos. Inicialmente se tiene previsto realizar el análisis de tres puntos de venta; cada punto de venta posee aproximadamente 6,000, 4,000 y 11,000 SKU's, respectivamente, y se hará el análisis de 3 años de ventas semanales (157 periodos). Es decir, se manejará alrededor de 3,300,000 registros inicialmente. En cada uno de los puntos de venta se debe seguir una serie de pasos para completar el análisis de Data.

Actualmente, la empresa tiene un sistema de clasificación de productos basados únicamente en las unidades vendidas de cada uno de los puntos de venta. Existen 6 categorías de productos que se presentan en la Tabla 1. Sin embargo, en este estudio se realizará una nueva división de productos mediante un análisis en base a unidades vendidas, el tipo de producto y el comportamiento según la naturaleza del producto.

Tabla 1: Categorización de los productos actualmente

Categoría	Representación
E	Top 150
A	60%
B	20%
C	10%
D	7%
L	3%

El primer paso es poder realizar un análisis de conglomerados o realizar agrupamientos y dividir los productos en familia de productos. Inicialmente se desarrollará un mapa de calor para identificar los productos de mayor – menor rotación al igual que aquellos que representan un volumen mayor de ventas. A continuación, se desarrollará un mecanismo para poder conglomerar los datos. El análisis de los distintos modelos se hará en base a lo que se obtenga de los conglomerados realizados con la información que se tiene mas no con la categorización que se maneja actualmente dentro de la empresa.

Una vez que se tenga a los productos separados en familias, se realizará un análisis de comportamiento de los datos para poder identificar cualquier tipo de tendencia, estacionalidad o bien, aleatoriedad. En base a lo obtenido en esta parte del análisis de Data, se podrá proceder a experimentar con los distintos tipos de modelos de pronóstico que se va a utilizar.

En caso de que un modelo resulte no ser favorable, se deberá realizar nuevamente un análisis de los datos para poder proponer con sustento estadístico un nuevo modelo y poder proseguir con los siguientes pasos de la metodología.

3.4 SELECCIÓN Y AJUSTE DE MODELO

En base a lo obtenido en el paso anterior y a la revisión de la literatura, se probarán distintos modelos de pronósticos. La selección del mejor modelo estará basada en la factibilidad de utilización de cierto modelo, al igual que en los valores de error que se encuentren entre los distintos modelos para un mismo conjunto de datos. Los modelos que se utilizarán son: promedios móviles, suavizamiento exponencial simple (modelo actualmente en uso dentro de la empresa), suavizamiento exponencial doble (Holt), Croston's. Para aquellos modelos en que existan coeficientes que dan “peso” a ciertas variables más que a otras, se considerará dos maneras de elegirlos: utilizando un sistema de optimización, en base a la relevancia que de la empresa a sus datos históricos y con un sistema de optimización para encontrar los valores que minimicen los errores.

El método que se utilizará para la realización de los modelos, estará basado en programación en MS Excel ya que se debe entregar resultados en un programa que sea conocido para los empleados que trabajarán con los modelos.

El análisis de los modelos se realizará a cada una de las familias de productos ya que, lo que se desea encontrar es el mejor método de pronósticos para cada una de ellas. Como se mencionó anteriormente, actualmente se utiliza solamente un mecanismo de pronósticos para absolutamente todos los productos y se busca obtener resultados más cercanos a la realidad al realizar análisis específico para cada familia.

3.5 VALIDACIÓN DE MODELO

Para realizar la validación de un modelo, se realizará una partición de los datos totales por cada familia de productos. Es decir, se separarán a los datos en dos sets: uno de entrenamiento y uno de validación (Shmueli, Patel & Bruce, 2010). Inicialmente, se tomarán 157 semanas de los datos existentes hasta la actualidad y de la última semana completa de información que se tenga. Se hará una comparación y análisis exhaustivo de los resultados pronosticados contra los datos reales para poder realizar una validación certera del modelo seleccionado. En caso de que el modelo presente muchas fallas, se deberá regresar al paso anterior para realizar el análisis con un modelo distinto.

Una vez validado el modelo, se debe generar la programación que se implementará en la empresa para poder proseguir con el siguiente paso.

3.6 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DE PRONÓSTICO

Se realizará la implementación en un punto de venta de la empresa. El punto de venta seleccionado se definirá en base a uno de los locales comerciales analizados en este proceso. Cabe recalcar que si bien se acordó un compromiso de confidencialidad de los datos que la empresa ofrece, ha decidido no proporcionar la ubicación exacta de los puntos de venta que se estarán analizando.

3.7 MONITOREO DEL SISTEMA DE DESEMPEÑO

La última fase de la metodología es el monitoreo y control del sistema de planificación creado para la empresa. Esta última parte, sin embargo no entra en el alcance de este estudio, motivo por el cual en la Figura 1, se muestra en un fondo de otro color.

4 DESARROLLO

En esta sección de desarrollo, se presentará el proceso seguido en cada uno de los 3 puntos de venta representados en el punto de venta denominado como 202.

4.1 ANÁLISIS DE DATOS

Como se puede observar en la Tabla 1 existe en toda la empresa un modelo de categorización basado única y exclusivamente en cantidades vendidas totales de cada uno de los SKU's. Lo que se realizó fue variar este modelo AS-IS, categorizando a los productos en base al tipo, cantidad y frecuencia de compra. Esta nueva idea de categorización nace de comprender el comportamiento actual de la clasificación. En la figura 2 se puede observar como la mayor cantidad de productos están localizados en un solo tipo de productos. Si bien estos datos son únicamente de un punto de venta, los resultados en los otros dos son bastante similares.

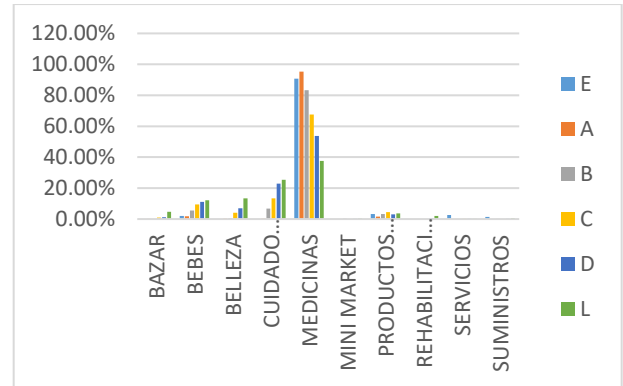


Figura 2: Distribución porcentual de cantidad de productos, según su categoría y tipo del punto de venta 202.

Como se aprecia en la figura 1, la mayor cantidad de productos (81.81%) son de la categoría de Medicinas. Por este motivo en particular, se empezó a realizar el análisis de datos en dicho tipo de producto.

Se buscó realizar la menor cantidad de categorías dentro de cada tipo de productos. Por ese motivo se realizaron 4 categorías: E, A, B y C. La categoría E, está dada por aquellos productos que representaban un valor considerablemente mayor al resto en cantidad o volumen de ventas (mayor rotación), y la cantidad de productos que pertenecen a dicha categoría depende del total de SKU's dentro del punto de venta ya que se obtiene a partir de una proporción con los "TOP 150" que se maneja en la actualidad. Una vez separados a los productos "top" del resto, la categoría A representa el 80% de las ventas, la categoría B el 15% y por último la categoría C el 5% restante.

Sin embargo, para ordenar a los distintos productos, se quería también considerar la frecuencia de

ventas. Es por ello que se decidió ordenarlos de mayor a menor, en base a un coeficiente desarrollado por el autor, denominado coeficiente PETO, de este trabajo que se muestra en la Ecuación 3 a continuación.

$$\left(1 - \frac{\text{cantidad de datos con 0's}}{\text{cantidad de datos totales}}\right) \times Q \quad (\text{Ec.3})$$

La cantidad de datos con 0's hace referencia a las semanas que no se vendió un determinado producto, la cantidad de datos totales, son las semanas totales que se están considerando para el análisis. Finalmente Q es la cantidad total vendida en todo el tiempo que se está analizando. De esa manera, se obtienen las distintas categorías: E, A, B y C.

Tabla 2: Nueva categorización de productos del área de Medicina en el punto de venta 202

Categoría	Representación	Cantidad de productos
E	Top 81 (2.473%)	81
A	80%	650
B	15%	719
C	5%	1819

Se puede observar como la categoría C, representa más de la mitad del total de productos de Medicina dentro de la tienda 202. Eso quiere decir que

existen varios productos que no son significativamente representativos en el volumen de ventas; o que su venta es intermitente. Este aspecto fue muy importante considerar para la selección y ajuste del modelo.

4.2 SELECCIÓN, AJUSTE Y VALIDACIÓN DE MODELO

4.2.1 AJUSTE DE MODELO

Para el proceso de selección de modelo se realizó el mismo procedimiento para las categorías E, A y B y uno muy similar para la categoría C, donde se consideraba un modelo adicional. Inicialmente se empezó analizando el comportamiento AS-IS con el modelo actual que posee la empresa para realizar sus pronósticos: suavizamiento exponencial simple con el factor de suavizamiento de un α establecido. Una vez con ese modelo completado, se realizó uno similar pero con el factor de suavizamiento óptimo hallado mediante el algoritmo del SOLVER de Excel. La función objetivo en este caso es minimizar el error dado por el PPP (2.3.2) ya que ese es el que se utilizará para realizar las comparaciones y analizar el impacto económico entre los modelos.

Una vez obtenido el nivel α óptimo con la herramienta de optimización, es posible encontrar el número de períodos óptimo para realizar los promedios móviles como se puede observar en la Ecuación 3 donde N es el número de períodos y α es el factor de suavizamiento.

$$\frac{N + 1}{2} = \frac{1}{\alpha} \quad (\text{Ec.3})$$

(Ghani, 2013)

Se realizó entonces promedios móviles con períodos: 3, 6, 9 y el óptimo (obtenido a través de la Ec.3). Finalmente se realizó el cálculo del doble suavizamiento exponencial con los factores de suavizamiento α y β hallados mediante el software de optimización SOLVER. Una vez más la función objetivo consistió en minimizar los valores del error PPP.

Únicamente en los productos de categoría C, se utilizaba, además de todos los modelos mencionados anteriormente, el modelo de pronósticos de Croston's debido a su intermitencia en ventas y su naturaleza de productos. Al igual que en casos anteriores, el factor de suavizamiento también fue hallado utilizando el software de optimización SOLVER con la función objetivo de minimizar el error relacionado con el PPP.

4.2.2 SELECCIÓN DE MODELO

Una vez hallados todos los modelos, se necesitó hallar el mejor para proponer su implementación en una determinada categoría. Por fines académicos, se realizaba una comparación con los errores absolutos medios y se pudo observar que en ningún caso, el modelo AS-IS representaba el mejor modelo.

A continuación se realizó una comparación entre el error cuantificado económicamente a través del PPP actual y se lo restó del modelo que presentaba un menor valor en dólares. La sumatoria de los valores al realizar

este procedimiento en las distintas categorías dentro del conjunto de datos de medicinas, permiten encontrar un monto valorizado en dólares del error por utilizar estos modelos. Por lo tanto, el mejor modelo se seleccionó en base a aquel que maximizaba la diferencia entre el costo PPP con el modelo AS-IS y el costo del modelo propuesto.

4.2.3 VALIDACIÓN DEL MODELO

Todo el proceso descrito en la sección 4, se repitió para todas las líneas de productos que maneja la empresa. En total se tiene 10 líneas de productos pero su porcentaje de representación en unidades vendidas dentro de los puntos de venta, es bastante heterogéneo, siendo medicinas, claramente la línea de productos que más se vende (ver Tabla 3).

Tabla 3: Líneas de productos y su porcentaje en unidades vendidas dentro del punto de venta 202

Tipo de Producto	Representación en cantidad vendida	Representación acumulada
Medicinas	81.812%	81.812%
Servicios	6.805%	88.617%
Productos Naturales	3.998%	92.615%
Bebes	3.031%	95.646%
Cuidado Personal	2.164%	97.810%
Suministros	1.252%	99.062%
Belleza	0.677%	99.740%
Bazar	0.184%	99.924%
Rehabilitacion	0.042%	99.966%
Mini Market	0.034%	100.000%

Con la intención de disminuir la cantidad de modelos propuestos y facilitar su implementación, se decidió agrupar ciertas líneas de producto con naturaleza semejante o bien, según su porcentaje de representación total de ventas. Con dicha consideración, se prosiguió agrupar las líneas de Suministros y Bazar, Cuidado Personal y Belleza (en ambos casos por similitud en la naturaleza de los productos que están dentro de estas líneas) y Rehabilitación con Mini-market (debido a la baja ponderación de su representación total de ventas dentro del punto de venta seleccionado).

Una vez realizado los modelos para las distintas categorías A-B-C (la necesidad de una categoría E, proporcional a lo que la empresa maneja en la actualidad

quedó a discreción del investigador según los resultados obtenidos con y sin dicha categoría ya que en muchos casos lo obtenido no tenía diferencia estadísticamente significativa), de las distintas líneas de producción, se realizó un análisis de validación. El análisis de validación del modelo para todo el punto de venta se hizo observando las diferencias entre los errores PPP (medida del error valorizado en términos monetarios). Para cada punto de venta analizado (202, 212 y 240), existió una disminución en dicho valor de error PPP, sin embargo, en el punto de venta 202, el porcentaje de representación de la diferencia en el error PPP AS-IS (actual) frente al de los modelos propuestos fue mayor y por dicho motivo se lo eligió como principal candidato entre los punto de venta para la implementación de los nuevos modelos.

No obstante, debido a que la empresa tiene más de 500 puntos de venta que en la actualidad funcionan de la misma manera, la implementación de los modelos propuestos presentaron una complicación: el cambio de categorización. El sistema actual con el que se maneja dentro de la empresa complicaba de manera sustancial el realizar el cambio de categorización para implementar en puntos de venta de prueba ya que funciona con la categorización AS-IS (Tabla 1). Además, el modelo de Suavizamiento Exponencial Simple también forma parte de dicho sistema por lo cual representó una gran complicación el realizar los cambios en la programación para insertar los modelos propuestos. Por estos motivos, se presentó a la empresa un plan alternativo de fácil implementación que también representa una mejora en el sistema de planificación de la demanda actual.

Se realizó una nueva propuesta de mejoramiento del sistema de planificación de la demanda actual en base a la categorización y modelo utilizado AS-IS. Se analizó la data y se determinó en base a programación lineal, los niveles del coeficiente alfa óptimos para cada una de las categorías en los tres puntos de venta de los que se contaba con datos; un punto de venta considerado pequeño, uno mediano y uno grande (en términos de volumen de vetnas).

5 RESULTADOS

Las tabla 4-10 muestran de manera resumida el mejor modelo hallado para cada categoría, considerando la categorización propuesta dentro de este trabajo de titulación, en el punto de venta 202. De igual manera, se presenta la diferencia semanal, en USD del error PPP por utilizar el mejor modelo encontrado en lugar del sistema de pronósticos actual. Es importante notar, que en ningún caso, el sistema actual es el mejor.

Tabla 4: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de medicinas, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

MEDICINA		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
E	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$1,013.36
A	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$4,121.95
B	Rangos móviles (17)	\$835.15
C	SBA	\$928.07

Total Diferencia	\$6,898.56
-------------------------	------------

Tabla 5: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Servicios, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Servicios		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
A	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$5.57
B	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$1.21
C	Rangos móviles (9)	\$0.89
Total Diferencia		\$7.67

Tabla 6: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Productos naturales, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Productos Naturales		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
E	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$13.92
A	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$51.27
B	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$27.76
C	Rangos móviles (9)	\$47.23
Total Diferencia		\$140.18

Tabla 7: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Bebés, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Bebés		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
A	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$103.63
B	Rangos móviles (6)	\$23.26
C	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$22.28
Total Diferencia		\$149.17

Tabla 8: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Cuidado y Belleza, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Cuidado y Belleza		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
E	Rangos móviles (9)	\$31.44
A	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$96.60
B	Rangos móviles (6)	\$27.68
C	TSB	\$96.07
Total Diferencia		\$251.79

Tabla 9: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Bazar y Suministro, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Bazar y Suministro		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
E	Rangos móviles (50)	\$189.69
A	Rangos móviles (3)	\$27.29
B	Suavizamiento exponencial simple con Solver	\$9.33
C	SBA	\$23.19
Total Diferencia		\$249.50

Tabla 10: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202, área de Mini Market y Rehabilitación, al encontrar mejores modelos de pronósticos que el AS-IS

Mini Market y Rehabilitación		
Categoría	Mejor modelo	Diferencia \$AS-IS y mejor modelo
A	Suavizamiento exponencial doble (HOLT) con Solver	\$0.75
B	Suavizamiento exponencial doble (HOLT) con Solver	\$4.86
C	Croston's	\$20.80
Total Diferencia		\$26.41

Al sumar todas las diferencias, se obtiene que la diferencia total entre el modelo actual (AS-IS) y el modelo propuesto para la implementación (TO-BE) es de

\$7,723.25. Este valor representa un 7.75% del error valorizado en dinero PPP actual que maneja la empresa con su modelo de pronóstico único. De igual manera, solamente el área de medicina, representa casi el 90% (89.32%) de las mejoras o de la reducción del error PPP.

Por otra parte, sin cambiar la categorización actual, se propuso para cada punto de venta seleccionado los niveles de alfa óptimos para su implementación. En las tablas 11, 12 y 13 se puede apreciar una comparación entre los valores del error PPP con el nivel α AS-IS y los niveles de α propuestos para cada categoría. Así mismo, se muestra la diferencia de estos errores y se presenta una sumatoria de las diferencias del error PPP para estimar la mejora del modelo actual.

Tabla 11: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 202 comparando los errores PPP con el nivel α AS-IS y el nivel α propuesto.

Categoría	Error PPP AS-IS	Error PPP con α propuesto	Diferencia 1 período promedio
E	\$ 2,456.11	\$ 2,027.62	\$ 428.49
A	\$10,927.28	\$ 4,624.87	\$ 6,302.41
B	\$ 2,672.87	\$ 2,478.97	\$ 193.89
C	\$ 1,780.20	\$ 1,715.99	\$ 64.21
D	\$ 1,558.46	\$ 1,420.26	\$ 138.19
L	\$ 857.83	\$ 804.21	\$ 53.62
	Total		\$ 7,180.82

Tabla 12: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 212 comparando los errores PPP con el nivel α AS-IS y el nivel α propuesto.

Categoría	Error PPP AS-IS	Error PPP con α propuesto	Diferencia 1 período promedio
E	\$ 2,536.19	\$ 2,193.16	\$ 343.03
A	\$ 9,619.69	\$ 5,597.11	\$ 4,022.58
B	\$ 7,088.60	\$ 6,729.02	\$ 359.58
C	\$ 4,585.92	\$ 4,316.43	\$ 269.49
D	\$ 4,042.41	\$ 3,692.66	\$ 349.75
L	\$ 2,092.39	\$ 1,961.59	\$ 130.80
	Total		\$ 5,475.23

Tabla 13: Resumen de los resultados obtenidos en el punto de venta 240 comparando los errores PPP con el nivel α AS-IS y el nivel α propuesto.

Categoría	Error PPP AS-IS	Error PPP con α propuesto	Diferencia 1 período promedio
E	\$ 11,332.12	\$10,852.51	\$ 479.61
A	\$ 11,186.95	\$10,533.37	\$ 653.58
B	\$ 3,974.59	\$ 3,805.04	\$ 169.55
C	\$ 2,239.39	\$ 2,055.07	\$ 184.32
D	\$ 1,755.41	\$ 1,588.36	\$ 167.05
L	\$ 809.56	\$ 769.56	\$ 40.01
	Total		\$ 1,694.12

Se puede observar con claridad el efecto que tiene el uso del alfa óptimo en cada uno de los puntos de venta según su tamaño (se observa que en el 202, la diferencia total del error PPP es considerablemente más grande que en el 240 y ligeramente mayor que en la 212). Sin embargo, lo más importante es analizar que en todos los casos, existe una mejora al utilizar los niveles de alfa óptimos obtenidos a través de programación lineal.

6 CONCLUSIONES

La correcta planificación de la demanda dentro de una empresa es de gran importancia porque permite predecir el consumo futuro de productos y abastecer la cantidad correcta, en el lugar correcto, al momento correcto (Shefi, 2005).

El sistema actual de planificación de la demanda dentro de la empresa con la que se trabajó, no ha sido modificado en muchos años. Si bien ha brindado resultados favorables para la empresa y ha ayudado en su crecimiento, ha quedado demostrado que se puede mejorar y que se debe realizar cambios para conseguir las mejoras. El modelo óptimo desarrollado a lo largo de este trabajo, como se mencionó anteriormente, no es aplicable en la actualidad ya que requiere un cambio estructural considerable. Sin embargo, se ha podido observar que genera beneficios considerables que la empresa deberá tomar en cuenta en un futuro para su aplicación.

Por otra parte, el modelo sugerido para la implementación inmediata, también presenta mejoras considerables (aunque menores que el modelo óptimo desarrollado). Se ha determinado que dicho modelo se implementará en 8 puntos de venta; 4 pequeños, 3 medianos y 1 grande (punto de venta 202).

Se debe analizar los resultados obtenidos en los puntos de venta de prueba seleccionados para la implementación con el objetivo de extrapolar paulatinamente al resto de puntos de venta. No obstante se debe considerar que al largo plazo, el mejor modelo

del sistema de planificación de la demanda será aquel que considere la categorización por líneas de producto, así como se ha estudiado en este trabajo de titulación.

7 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Babai, M., Ali, M., Boylan, J., & Syntetos, A. (2013). Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA(0,1,1) demand: Theory and empirical analysis. *International Journal of Production Economics*, 143(2), 463-471. doi:10.1016/j.ijpe.2011.09.004
- Babai, M. Z., Syntetos, A. & Teunter, R. (2014). Intermittent demand forecasting: An empirical study on accuracy and the risk of obsolescence. *International Journal of Production Economics*, 157, 212-219. Doi:10.1016/j.ijpe.2014.08.019
- Ghiani, G., Laporte, G & Musmanno, R. (2013). *Introduction to logistics systems management*. Chichester, West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd.
- Goetschalckx, M (2011). *Supply Chain Engineering*. Volume 161. Springer. DOI 10.1007/978-1-4419-6512-7.
- Ferbar Tratar, L., Mojškerc, B., & Toman, A. (2016). Demand forecasting with four-parameter exponential smoothing. *International Journal Of Production Economics*, 181, 162-173. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.08.004>
- Fildes, R., Nikolopoulos, K., Crone, SF., & Syntetos, A. (2008). Forecasting and operational research: a review. *Journal of the operational research society* (2008), 1150-1172. doi:10.1057/palgrave.jors.2602597
- Huber, J., Gossmann, A., & Stuckenschmidt, H. (2017). Cluster-based hierarchical demand forecasting for perishable goods. *Expert Systems with Applications*, 76, 140-151. doi:10.1016/j.eswa.2017.01.022
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to time series analysis and forecasting*. Hoboken, NJ: John Wiley.

- Mosquera, G. (2017, marzo 3). *Inducción personal acerca de la empresa Farmaenlace Cía. Ltda.* Farmaenlace Cía. Ltda., Quito, Ecuador.
- Sheffi, Y. (2005, agosto 22). *A Demand for Steady Supply*. Recuperado abril 15, 2017, desde <http://sheffi.mit.edu/demand-steady-supply>
- Sheffi, Y. (2005). *Creating Demand – Responsive supply chains*. Harvard Business Review. Supply chain strategy. Article N°P0504A
- Shmueli, G., Patel, N., Bruce, P. (2010) *Data Mining for Business Intelligence*. Volume 2. Wiley & Sons Inc. New Jersey
- Waller, D. (N/A) *Methods for Intermittent Demand Forecasting*. Lancaster University. United Kingdom.