

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE PRONÓSTICO Y SU APLICACIÓN A LA DEMANDA DE LOS PRODUCTOS LUBRICANTES FABRICADOS POR UNA EMPRESA

FORECASTING SYSTEM IMPLEMENTATION APPLIED TO THE DEMAND OF THE LUBRICANT PRODUCTS FABRICATED BY AN ENTERPRISE

Erick García Paramo

Tecnológico Nacional de México / ITS de Irapuato, México
egarciaparamo@gmail.com

Fernando Guerrero González

Universidad de Guanajuato, México
f.guerrero.gonzalez@ugto.mx

Ana Dinora Guzmán Chávez

Universidad de Guanajuato, México
ad.guzman@ugto.mx

Everardo Vargas Rodríguez

Universidad de Guanajuato, México
evr@ugto.mx

Bertha Laura Vargas Rodríguez

Tecnológico Nacional de México / ITS de Irapuato, México
bevargas@esitesiedu.onmicrosoft.com

Katia Castañeda Jimenez

Tecnológico Nacional de México / ITS de Irapuato, México
kacasta_ed@esitesiedu.onmicrosoft.com

Recepción: 29/octubre/2020

Aceptación: 27/noviembre/2020

Resumen

En este trabajo se presenta la implementación de un sistema de pronóstico basado en la combinación de cuatro diferentes métodos. El sistema es empleado para pronosticar las ventas mensuales de 300 productos de una empresa fabricante de lubricantes. Los patrones de venta de cada producto son muy diferentes. Por lo que las series de datos fueron analizadas con los métodos de pronósticos: media móvil (MV), suavizado exponencial sencillo (SES), suavizado exponencial doble

(DES) y Holt-Winters aditivo (H-WA). Aquí, se muestra que el método de pronóstico idóneo dependerá de las características de la serie de cada producto. Adicionalmente, el promedio de los pronósticos generados por los cuatro métodos proporciona una alternativa interesante como un método único para pronosticar la venta de todos los productos. Finalmente se presentan algunos ejemplos de pronósticos obtenidos con el sistema implementado.

Palabras Clave: Periodicidad, pronósticos, series de tiempo, suavizado exponencial, tendencia.

Abstract

In this work the implementation of a forecasting system based on the combination of four methods is presented. This system is used to forecast the monthly sells of 300 products of a lubricants liquids enterprise. Moreover, the patterns of demand of each product are quite different. Therefore, the time series were analyzed by the forecasting methods: moving average (MV), single exponential smoothing (SES), double exponential smoothing (DES) and the additive Holt-Winters (H-WA). Here, it is shown that the best forecasting method will depends directly on the characteristics of each time series. Additionally, the average of the four forecasting methods provides an interesting alternative since it can be used as unique method for forecasting the demand of all the products. Finally, some forecasting examples obtained with the system are presented.

Keywords: Exponential smoothing, forecasting, periodicity, time series, trend.

1. Introducción

En algunas empresas del sector automotriz se tiene la política de ventas de que el producto requerido por un cliente le será entregado en menos de 72 horas. Esto implica que para que las empresas puedan producir el producto solicitado por el cliente, en el volumen y en un muy corto plazo de tiempo, se necesita tener disponible el inventario de los insumos necesarios. Por lo que es importante para las empresas contar con un sistema de predicción del volumen de ventas de cada producto que compone el catálogo de la empresa. Existen diferentes métodos de

pronósticos, algunos de los cuales son relativamente simples de implementar en hojas de cálculo, como por ejemplo calculando el promedio entre el volumen máximo y mínimo que fueron vendidos en un cierto periodo de tiempo, o calculando la media móvil [Hussein, 2015]. Con base en estos pronósticos las empresas estiman los volúmenes de insumos que la empresa debe de adquirir para tenerlos disponibles en el inventario para el siguiente periodo. Los pronósticos se realizan con base a las observaciones (ventas) que ocurren en un momento específico [Brockwell, 2016]. El conjunto de observaciones que componen las series de tiempo pueden tener características internas específicas como por ejemplo autocorrelación, tendencia o variaciones temporales [Prins, 2012]. Por lo que para realizar un pronóstico se debe de considerar estas características de las series de tiempo [Brockwell, 2016]. En el caso de las ventas de los productos de una empresa no todos tienen las mismas características, por lo que al usar técnicas de pronósticos simples, como la media móvil, se pueden obtener errores considerables en los pronósticos de ventas. Esto consecuentemente implica que se puede llegar a tener un exceso o un déficit considerable de ciertos productos en el inventario generando una pérdida económica a las empresas. Por lo que es necesario implementar un programa de pronósticos de venta de cada producto que sea confiable, además de que brinde resultados que garanticen tener niveles satisfactorios de materia prima óptimos el inventario para satisfacer la demanda de consumos.

Como se mencionó anteriormente existen diferentes métodos de pronósticos y su exactitud dependerá de las características propias de la serie de tiempo que se use como base para el análisis [Granger, 2001]. Además, cada método de pronóstico tiene su propio grado de dificultad para su implementación porque requieren de diferentes niveles de conocimientos de programación o de uso de software especializado. Por ejemplo, el método de media móvil es ampliamente usado para hacer pronósticos simples y es relativamente preciso cuando los datos de la serie de tiempo presentan una tendencia constante [Hussein, 2015]. Este método se puede implementar de una manera relativamente sencilla usando software básico, como hojas de cálculo. Existen otros métodos de pronósticos un poco más

sofisticados como por ejemplo los métodos de suavizado exponencial [Chatfield, 1988], en los cuales en principio se va asignado pesos exponencialmente decrecientes a las observaciones de la serie de tiempo más antiguas. En los métodos de suavizado exponencial se deben de especificar uno o más parámetros de suavizado y dependiendo de estos se determina el peso exponencial se les asignará a cada observación [Prins, 2012]. En lo particular los métodos más comunes son el de suavizado exponencial sencillo, suavizado exponencial doble [Chatfield, 1988] y suavizado exponencial triple (método de Holt-Winters) [Chatfield, 1978], los cuales requieren de uno, dos y tres parámetros de suavizado respectivamente. La dificultad para la implementación de estos métodos de suavizado exponencial radica en la determinación de los parámetros de suavizado lo cual requiere a su vez de la implementación de un método de optimización [Bermúdez, 2007], [Chatfield, 1988].

En este trabajo se presenta un caso de estudio de una empresa que produce fluidos para el procesamiento de metales así como antioxidantes de metales y detergentes para la limpieza de metales. A su vez cada productor tiene su propia serie de tiempo y cada una de estas puede tener características propias. Por lo que el sistema de pronósticos realizara una estimación empleando la media móvil y los de suavizado exponencial sencillo, doble y triple. Para la implementación del sistema se consideran las series de venta de los años 2017 y 2018 posteriormente se pronostica las ventas del 2019. Finalmente, se evalúa el error cuadrático medio (MSE) entre la venta real y los pronósticos obtenidos por cada método y el mejor pronóstico será aquel que genere el menor valor de MSE. El sistema de pronóstico se implementó en el software Matlab manteniendo un bajo costo computacional y de programación.

2. Métodos

Las series de tiempo que se analizaran contiene las ventas (litros) mensuales de cada producto de los años 2017 y 2018. Estos datos son la base para pronosticar las ventas del año 2019. Los métodos de pronósticos que se usaran en este trabajo son: media móvil (MV), suavizado exponencial sencillo (SES), suavizado

exponencial doble (DES) y el de Holt-Winters aditivo (H-WA). El modelo matemático de la MV se puede representar como, ecuación 1.

$$\bar{x}_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} x_{t-j} \quad (1)$$

Donde:

n : Numero de observaciones antiguas a considerar en el cálculo de la MV.

x_t : Son las observaciones de la serie de tiempo (ventas)

\bar{x}_t : Es el pronóstico del valor que tendrá la t –ésima observación.

Para ejemplificar el uso de la media móvil consideramos como ejemplo los datos listados en la tabla 1. Aquí se proporcionan los litros vendidos en los meses de enero, febrero y marzo. Al aplicar la MV con $n = 3$ meses se obtiene el pronóstico de venta para el mes de abril. Si ahora se integra la venta real del mes de abril en la serie de tiempo y considerando las ventas de febrero-abril se puede pronosticar la venta del mes de mayo. De esta manera al ir iterando el procedimiento se pueden ir pronosticando las ventas de los siguientes meses. Las gráficas de los litros vendidos y los pronosticados se muestran en la figura 1.

Tabla 1 Ejemplo de pronosticar ventas empleando la MV con $n = 3$.

Mes	Demanda real (l)	Pronóstico de demanda (l)
Enero	4,050	
Febrero	3,980	
Marzo	4,150	
Abril	4,080	4,060
Mayo	4,200	4,070
Junio	4,270	4,143.3
Julio		4,183.3

De esta manera puede observarse que el procedimiento de la MV es relativamente fácil de implementarse. Sin embargo tiene algunas desventajas, entre las que podemos mencionar que la calidad de la predicción depende del número de elementos que se promediaran, a todos los elementos de la serie de tiempo se les proporciona el mismo peso y consecuentemente no puede pronosticar tendencias [Hussein, 2015].

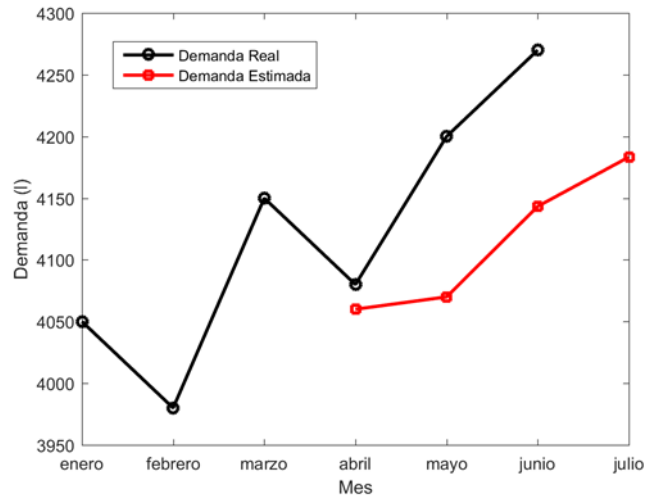


Figura 1 Datos presentados en la tabla 1.

La ecuación del modelo de pronóstico denominado suavizado exponencial sencillo (SES) se expresa por medio de las ecuaciones 2 y 3.

$$\bar{x}_t = \alpha x_{t-1} + (1 - \alpha)\bar{x}_{t-1}, \quad 0 < \alpha \leq 1, \quad 0 < t \leq N \quad (2)$$

$$F_{N+1} = \alpha x_N + (1 - \alpha)\bar{x}_N, \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (3)$$

Donde:

α : Es la constante de suavizado.

x_t : Son las observaciones registradas de la serie de tiempo.

\bar{x}_t : Son las observaciones suavizadas de la serie de tiempo.

N : Es el número total de observaciones que componen la serie de tiempo.

F_{N+1} : Es el pronóstico de la observación que sucederá en la serie de tiempo.

En este método la primera parte consiste en realizar un proceso de suavizado de los datos de la serie de tiempo (\bar{x}_t). El segundo paso consiste en pronosticar la observación que sucederá después del último dato de la serie de tiempo. Las ecuaciones 2 y 3 en principio son relativamente simples, sin embargo, para poder aplicar el método se necesita definir el parámetro α , el cual se desconoce. Por otra parte, para implementar el algoritmo, se inicializa el proceso con $\bar{x}_1 = x_1$. En la tabla 2 se presenta una serie de ventas en el tiempo y los pronósticos obtenidos con el método SES con valores de α de 0.250, 0.698 y 0.750. Como se puede apreciar en

la figura 2 dependiendo del valor del coeficiente de suavizado α se obtiene un pronóstico diferente.

Tabla 2 Ejemplo de un pronóstico usando el SES con diferentes constantes de suavizado.

Mes	Demanda Real (I)	Pronostico de venta (I)		
		$\alpha = 0.250$	$\alpha = 0.698$	$\alpha = 0.750$
Enero	4050	4,050	4,050	4,050
Febrero	3980	4,050	4,050	4,050
Marzo	4150	4,032.50	4,001.12	3,997.50
Abril	4080	4,061.87	4,105.07	4,111.87
Mayo	4200	4,066.40	4,087.56	4,087.96
Junio	4270	4,099.80	4,166.07	4,171.99
Julio		4,142.35	4,238.63	4,245.49
MSE		10,974.75	8,522.55	8,554.79

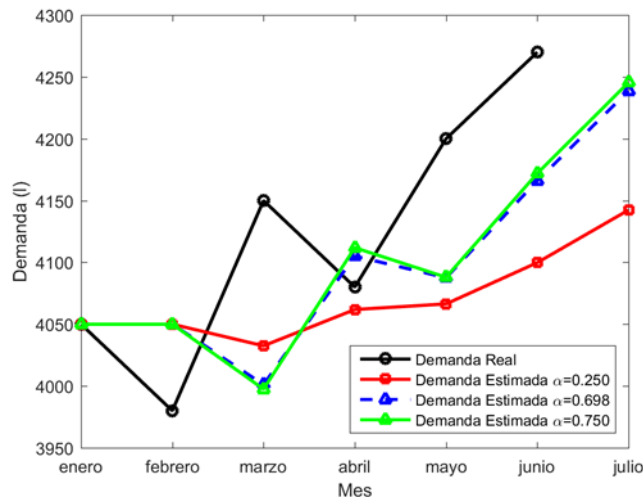


Figura 2 Datos presentados en la tabla 2.

La cantidad de diferentes pronósticos por principio es infinita. Por lo que es necesario definir el valor de esta constante con base en algún criterio. En general un criterio consiste en seleccionar el valor de α que genere el menor error cuadrático promedio (MSE) entre los valores observados y los suavizados, lo cual se puede representar como, ecuación 4.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x}_t)^2 \quad (4)$$

Por lo que, siguiendo el criterio, para nuestro ejemplo, la mejor opción sería $\alpha = 0.698$ porque se obtiene el menor MSE entre los 3 valores que consideramos (tabla

2). Como puede apreciarse, el problema de la implementación de este método SES consiste en buscar el coeficiente α óptimo para la serie de datos que se quiere analizar para poder pronosticar la siguiente observación. Para determinar el valor óptimo de la constante se requiere la implementación de un algoritmo de optimización.

El modelo de pronóstico de suavizado exponencial doble (DES) tiene 2 constantes de suavizado y su modelo matemático puede expresarse por medio de las ecuaciones 5, 6 y 7.

$$\bar{x}_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)(\bar{x}_{t-1} + b_{t-1}), \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (5)$$

$$b_t = \gamma(\bar{x}_t - \bar{x}_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (6)$$

$$F_{t+m} = \bar{x}_t + mb_t, \quad (7)$$

Donde:

α y γ : Son las constantes de suavizado.

$F_{t+m} = \bar{x}_t + mb_t$: Es pendiente de la tendencia.

F_{t+m} : Es el pronóstico de la $t + m$ -ésima observación de la serie de tiempo.

En este algoritmo la ecuación 5 tiene como función suavizar los datos de la serie (\bar{x}_t), mientras que la ecuación 6 brinda información de la tendencia de los datos de la serie. Finalmente, con la ecuación 7 se puede realizar el pronóstico de las siguientes m observaciones que seguirán a la serie. Para inicializar el proceso de suavizado se considera $\bar{x}_1 = x_1$ y $b_1 = [(x_2 - x_1) + (x_3 - x_2) + (x_4 - x_3)]/3$. Las ecuaciones 5 a 7 son relativamente simples de implementar y sirven para ir haciendo un ajuste de los datos de la serie. Posteriormente y empleando este ajuste el método es capaz de pronosticar las m observaciones que seguirán al último elemento de serie. Una de las ventajas principales del algoritmo DES es que puede pronosticar tendencias y esto se ve reflejado en las m observaciones pronosticadas. En la tabla 3 se presentan los resultados obtenidos al aplicar el DES a la serie de datos, considerando tres combinaciones de α y γ . En esta serie de tiempo se muestran las ventas de los meses de enero-junio y se pronostican las siguientes $m = 1, 2$ y 3 observaciones que corresponderían a los meses de julio, agosto y

septiembre. En la figura 3 se puede observar como con el método DES tiene un mejor grado de ajuste entre las N observaciones reales de la serie y las primeras N observaciones suavizadas por el algoritmo (\bar{x}_t).

Tabla 3 Ejemplo de un pronóstico usando el DES con diferentes constantes de suavizado.

Mes	Demanda Real (I)	Pronóstico de venta (I)		
		$\alpha = 0.250,$ $\gamma = 0.900$	$\alpha = 0.383,$ $\gamma = 0.999$	$\alpha = 0.750,$ $\gamma = 0.100$
Enero	4050	4,050	4,050	4,050
Febrero	3980	4,060	4,060	4,060
Marzo	4150	4,080.50	4,008.59	4,004
Abril	4080	4,098.57	4,096.43	4,128.45
Mayo	4200	4,165.29	4,117.38	4,103.42
Junio	4270	4,099.80	4,208.06	4,194.41
Julio		4,256.38	4,314.57	4,275.33
Agosto		4,321.30	4,397.31	4,299.55
Septiembre		4,386.22	4,480.05	4,323.78
MSE		6,929.11	6,221.23	7,517.05

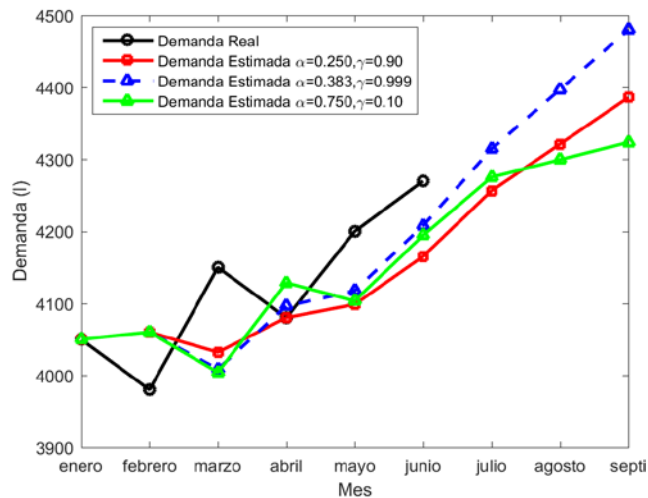


Figura 3 Datos presentados en la tabla 3.

Adicionalmente se pueden observar que las siguientes 3 observaciones pronosticadas (F_{t+m}) de julio, agosto y septiembre muestran diferentes tendencias (pero todas crecientes). Esta parte de estimar tendencias es una de las ventajas del método DES. Una desventaja en su implementación consiste en determinar las constantes α y γ óptimas para cada serie de datos. Para el ejemplo descrito en la

tabla 3 la mejor combinación corresponde a $\alpha = 0.383$ y $\gamma = 0.999$ porque esta produce el menor MSE.

El modelo de pronóstico de Holt-Winters aditivo (H-WA) depende de 3 constantes de suavizado y su modelo matemático se puede representar por medio de las ecuaciones 8, 9, 10 y 11.

$$\bar{x}_t = \alpha \frac{x_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(\bar{x}_{t-1} + b_{t-1}), \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (8)$$

$$b_t = \gamma(\bar{x}_t - \bar{x}_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (9)$$

$$I_t = \beta \frac{x_t}{\bar{x}_t} + (1 - \beta)I_{t-L}, \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (10)$$

$$F_{N+m} = (\bar{x}_N - mb_N)I_{N-L+m} \quad (11)$$

Donde:

α , γ y β : Son las constantes de suavizado.

L : Es el número de observaciones que componen una temporada completa.

En este método b_t registra el valor de la tendencia suavizada, mientras que I_t almacena el valor suavizado de la temporada [Prins, 2012]. Una ventaja de este método es precisamente que puede tomar en cuenta cambios en las observaciones que se presentan con cierta periodicidad. Para inicializar el algoritmo [Prins, 2012] se puede definir como el primer valor suavizado de la tendencia como, ecuación 12.

$$b_1 = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \frac{(x_{j+L} - x_j)}{L} \quad (12)$$

Por otra parte, los índices iniciales de los periodos que componen una temporada se pueden expresar como ecuación 13;

$$I_s = \frac{1}{N_L} \sum_{p=1}^{N_L} (x_{s+(p-1)L} - A_p) \quad (13)$$

Donde:

s : Es un índice que indica el número del periodo de la temporada ($1 \leq s \leq L$).

N_L : Es el número total de periodos que están registrados en la serie de tiempo.

A_p : Es el promedio de las observaciones de cada uno de los periodos contenidos en la serie y por tanto $1 \leq p \leq N_L$.

Como ejemplo se considerara que tenemos las ventas cuatrimestrales de 3 años consecutivos. Por lo que en este caso las temporadas (años) tendrán una longitud de $L = 4$ periodos, y como la serie contiene los datos de 3 temporadas completas entonces tenemos $N_L = 12$ periodos. Con estos datos podemos suavizar las observaciones de la serie empleado las ecuaciones 8 a 10 y posteriormente pronosticar m periodos de la siguiente temporada. En la tabla 4 se presentan la serie de tiempo y los resultados de las observaciones suavizadas y el pronóstico de los siguientes $m = 4$ periodos, considerando tres combinaciones de α , γ y β .

Tabla 4 Ejemplo de un pronóstico con H-WA con diferentes constantes de suavizado.

Mes	Demanda Real (I)	Pronostico de venta (I)		
		$\alpha = 0.25,$ $\gamma = 0.25,$ $\beta = 0.25$	$\alpha = 0.999,$ $\gamma = 0.017,$ $\beta = 4.7 \times 10^{-8}$	$\alpha = 0.75,$ $\gamma = 0.75,$ $\beta = 0.75$
T1	1151	1,151.3	1,151.3	1,151.3
T2	1105	1,217.6	1,166.7	1,145.5
T3	1062	1,206.7	1,122.1	1,067.3
T4	1221	1,381.2	1,280.4	1,207.3
T5	1384	1,346.5	1,446.7	1,454.8
T6	1350	1,372.3	1,411.4	1,470.1
T7	1319	1,385.0	1,379.6	1,383.5
T8	1492	1,586.3	1,551.3	1,505.5
T9	1668	1,594.7	1,731.7	1,734.3
T10	1649	1,633.8	1,711.2	1,774.2
T11	1663	1,666.7	1,694.9	1,730.7
T12	1822	1,892.9	1,883.0	1,865.1
T13		1,794.9	1,772.4	1,766.8
T14		1,824.8	1,800.0	1,753.3
T15		1,858.2	1,831.0	1,743.3
T16		2,095.1	2,065.7	1,936.8
MSE		86,070.2	41,258.7	57,103.5

En la figura 4 se puede observar como con el método H-WA tiene un mejor grado de ajuste entre las N observaciones reales y las primeras N observaciones suavizadas por el algoritmo. Adicionalmente, para la siguiente temporada se pronostica la tendencia y las variaciones en los periodos con base en los datos

registrados para los mismos periodos de las temporadas pasadas. La desventaja en su implementación está principalmente en que se deben de buscar las constantes α , γ y β óptimas para cada serie de datos.

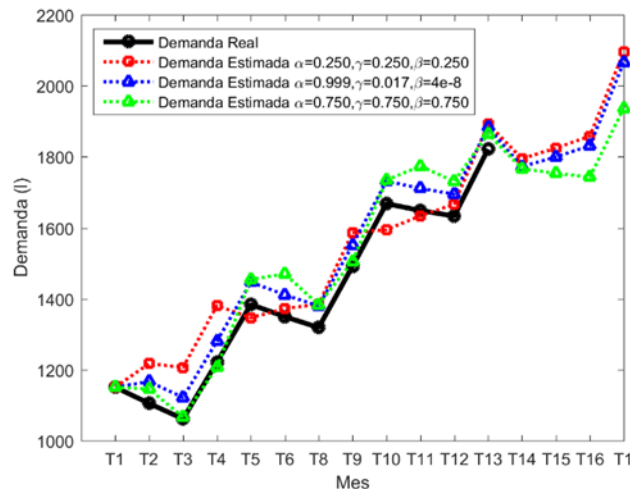


Figura 4 Gráficas de los datos presentados en la tabla 4.

3. Resultados

En nuestro caso de estudio las series de tiempo que registran las ventas mensuales de cada producto son muy diferentes entre sí. Se pueden encontrar productos que tienen altos niveles de venta con tendencias crecientes o estables, pero también se encontraron productos que tienen ventas esporádicas. Por lo que para hacer un pronóstico de las ventas es inviable seleccionar un solo método para todos los productos. Por otra parte, como se requiere que el proceso de análisis no sea muy demandante de tiempo, ni de recursos de cómputo se decidió emplear una estrategia en la que la serie de tiempo de cada producto se analiza empleando los métodos de MV, SES, DES y H-W aditivo. El método de MV es el que usa la empresa para hacer el pronóstico de venta de todos los productos. Para el caso de los métodos SES, DES y H-W aditivo

Para la implementación de los métodos de suavizado primero se deben encontrar los valores óptimos de las constantes de suavizado. Existen diferentes técnicas de optimización y cada una de ellas tiene sus propias ventajas y desventajas. En este trabajo empleamos el algoritmo simplex de Nelder-Mead, el cual está implementado

en Matlab bajo la función `fminsearch()` [Lagarias, 1998]. De manera general se puede decir que el algoritmo de Nelder-Mead busca minimizar una función no-lineal de valores escalares de n variables reales, sin utilizar gradientes numéricos o analíticos, por lo que este método se encuentra en la clase de métodos de búsqueda directos [Lagarias, 1998].

Es importante señalar que los métodos de MV y SES solo pueden pronosticar 1 observación futura con base en los datos históricos. Por lo que para completar la serie de pronósticos de ventas mensuales del año 2019 se debe ejecutar el algoritmo cada vez que se tiene una nueva observación real. En el caso del método DES puede pronosticar 1 o más observaciones de la siguiente temporada, por lo que se puede condicionar el método a que calcule una observación futura e ir ejecutando el algoritmo cada que se ingrese una nueva observación de venta. Para el caso de que se ejecuten los algoritmos SES y DES de manera recursiva (mensual) se deberá de recalcular las constantes de suavizado óptimas. Adicionalmente, con el método H-WA se puede pronosticar las ventas mensuales (ventas de periodo) del siguiente año (temporada) ejecutando el algoritmo una sola vez.

El sistema de pronósticos que implementamos está condicionado a que lee los datos de la serie de tiempo, los cuales pueden estar en una hoja de Excel de Microsoft o un archivo de texto, por ejemplo. En cada renglón se escriben la serie de tiempo de un producto y en cada columna las ventas mensuales de cada producto. Las series de tiempo tienen 36 columnas que corresponden a los meses de los años 2017, 2018 y 2019. Posteriormente de manera inicial el sistema emplea las ventas históricas de los años 2017 y 2018 (meses 1 al 24) para ajustar los datos y calcular los parámetros óptimos de ajuste (α , γ y β) para cada producto y para cada método. Una vez que realiza este paso procede a realizar la evaluación de los pronósticos de ventas del año 2019 de cada producto. Adicionalmente el sistema evaluó el MSE entre los datos de ventas reales del año 2019 (meses 25 al 36) y los valores pronosticados por los diferentes métodos. Como ejemplo en la figura 5 se presenta el resultado obtenido de esta secuencia de pasos. En cada sub-figura se presenta los pronósticos obtenidos con los métodos de pronósticos MV, SES, DES

y HWA (a los cuales les llamaremos métodos básicos). En cada sub-figura aparece la curva con leyenda “2017 y 2018” que son las ventas reales registradas para este producto en estos años. También se muestran las gráficas identificadas con el término “sua”, la cual corresponde al proceso de ajuste o acondicionamiento inicial requerido por cada método. Adicionalmente se incluye la curva llamada “2019” que son las ventas reales del año 2020 y que son las que deseamos pronosticar. Finalmente se presenta las curvas que identificamos con “Pronos” las cuales son los pronósticos obtenidos en cada método. En estas graficas se presentan al usuario los valores de α , γ y β , así como los valores de MSE calculados para cada método. Con esta información, se procede a comparar los valores de MSE obtenidos con cada método y selecciona como el método óptimo el que genere el menor MSE. De esta manera el sistema selecciona el método óptimo para cada una de las series de tiempo. Bajo estas consideraciones, para el ejemplo presentado en la figura 5 el método óptimo de pronóstico sería el HWA.

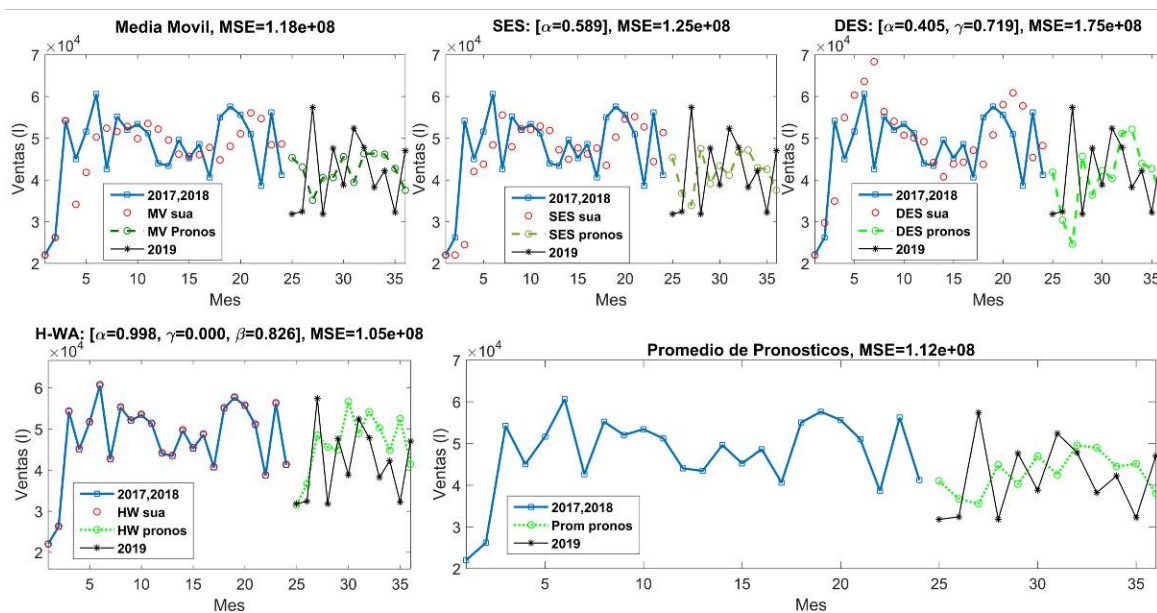


Figura 5 Ventas del producto 192 y sus pronósticos, siendo el mejor método el de H-WA.

Aquí es relevante determinar de manera global si con este sistema se puede mejorar el pronóstico que obtendríamos únicamente con la MV, que la que emplea la empresa que produce los líquidos bajo estudio. Por lo que se procedió a contar el

número de veces que cada método fue seleccionado como óptimo (N_e) y posteriormente evaluamos su frecuencia relativa, a esta le llamamos frecuencia relativa de éxito (fre). En la figura 6 se presenta la fre de cada método y podemos observar que para pronosticar las ventas del 39.37% de los productos el método de la MV es suficiente. Sin embargo, también la gráfica nos muestra que para aproximadamente el 60.63% de los productos los otros métodos producen un mejor pronóstico. En particular el método SES resulta óptimo para pronosticar las ventas del 37.02% de los productos de nuestro catálogo, seguido por el HW-A que pronostica mejor en el 16.92% de los productos y finalmente el DES que fue óptimo para el 6.69% de los casos. Esto consideramos es un resultado contundente de que se puede mejorar en forma global los pronósticos de ventas de los productos al usar diferentes métodos.

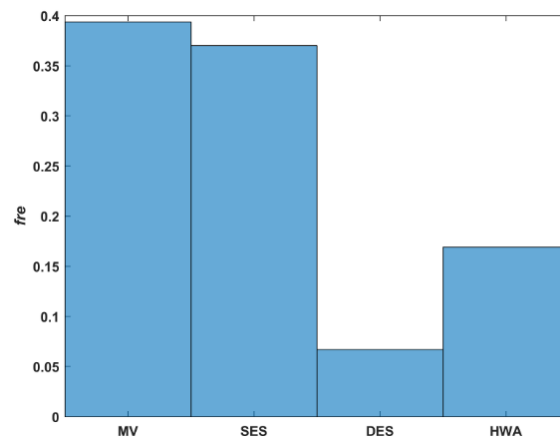


Figura 6 Frecuencias relativas de éxito (fre) de cada método al pronosticar las ventas de cada producto del catálogo bajo estudio.

Finalmente, calculamos el promedio de ventas pronosticadas (\bar{P}_F) con los métodos MV, SES, DES y HWA. Esto con la finalidad de determinar si se puede mejorar los pronósticos obtenidos. Una vez que se calcula (\bar{P}_F) se procede a calcular el MSE correspondiente a este método. Posteriormente se recalcula fre y lo representamos con su histograma de frecuencias relativas (figura 7). En este caso el porcentaje de éxito de cada método básico decreció MV=36.61%, SES= 30.71%, HWA= 14.17 y DES=6.30%, y lo más sobresaliente en este proceso es que el PF=12.20%. Esto

nos indica que calculando el promedio de los métodos básicos se puede mejorar el pronóstico, en nuestro caso del 12.20% del total de los productos.

Un ejemplo de cuando el promedio de los pronósticos resulta ser óptimo es para el producto 220 cuyas ventas y pronósticos se presentan en la figura 8. Para esta serie el mejor pronóstico se obtiene con el método SES de los métodos básicos. Sin embargo, cuando calculamos el promedio de los pronósticos (\bar{P}_F) de los 4 métodos se obtiene una mejor serie de pronósticos con una reducción en el MSE de aproximadamente el 11%.

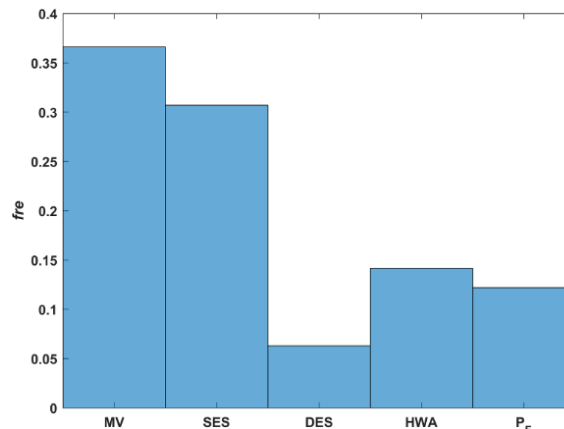


Figura 7 Frecuencias relativas de éxito observadas con los diferentes métodos básicos y con el promedio de sus pronósticos.

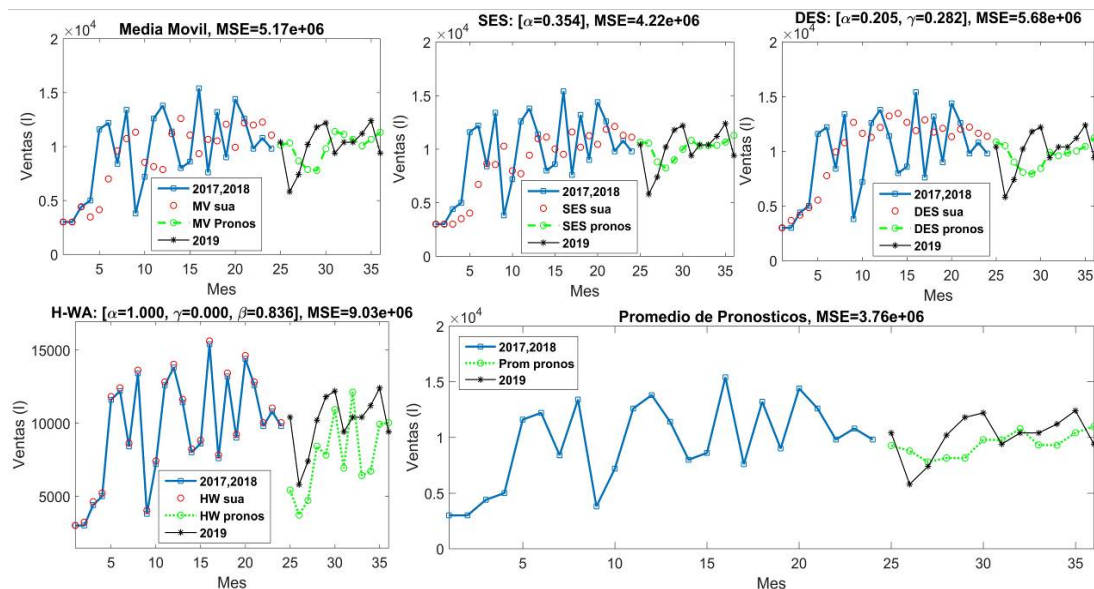


Figura 8 Ventas del producto 220 y sus pronósticos. El mejor pronóstico es \bar{P}_F .

4. Discusión

Para realizar pronósticos de ventas de una temporada completa con base a las ventas históricas de al menos 2 temporadas previas el método de Holt-Winters aditivo es bastante útil. Además, si las ventas de un producto muestran ciertas características periódicas este método resulta ser muy atractivo porque puede pronosticar con gran precisión en cual periodo de la temporada sucederá nuevamente el evento (venta). Sin embargo, si las ventas del producto cambian repentinamente su tendencia con respecto a los datos históricos contenidos en la serie de tiempo, el método de H-WA no es el mejor debido a que no puede integrar estos cambios hasta que la temporada termine, lo que termina por inducir una degradación en la precisión del pronóstico. Para estos casos los métodos como la MV, SES y DES son más efectivos para pronosticar, debido a que estos registran rápidamente los cambios de tendencia o en los patrones periódicos. Por lo que, para una empresa que maneja una gran variedad de productos es mejor considerar varios métodos y elegir el que mejor pronostica la demanda de cada producto. Finalmente, se demostró que en algunos casos es conveniente construir nuevos métodos que consideren la contribución de diferentes métodos. En nuestro caso, construimos un método que consiste en evaluar los pronósticos generados por los métodos básicos MV, SES, DES y H-WA. Este nuevo método mejoro los pronósticos de ventas de más del 12.20% del total de las series de tiempo de los productos analizados.

5. Conclusiones

En este trabajo se presentan los resultados de la implementación de un sistema de pronósticos basado en los métodos de media móvil (MV), suavizado exponencial sencillo (SES), suavizado exponencial doble (DES) y el de Holt-Winters aditivo (H-WA). Para el cálculo de los métodos SES, DES y H-WA se implementó un programa en Matlab para determinar el valor de las constantes de suavizado para cada una las series de tiempo de cada producto. Este sistema se empleó para pronosticar las ventas mensuales de 300 productos que tendrá una empresa que fabrica líquidos lubricantes, en este caso cada producto mostraba patrones de venta diferentes. Por

lo que resulto útil analizarlos con varios métodos ya que cada uno de ellos es sensible a ciertas características de las series de tiempo. Finalmente, para esta aplicación se demostró que es conveniente considerar como método de pronóstico el promedio de los pronósticos obtenidos con los cuatro métodos básicos, debido a que en una cantidad representativa se mejoró el resultado.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Bermúdez J. D., Segura J. V., Vercher E., Holt–Winters Forecasting: An Alternative Formulation Applied to UK Air Passenger Data. *Journal of Applied Statistics*, vol. 34, 1075-1090, 2007.
- [2] Brockwell P. J., Davis R. A., *Introduction to time series and forecasting*. Springer. 2016.
- [3] Chatfield C., The Holt-Winters forecasting procedure. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, vol. 27, 264-279, 1978.
- [4] Chatfield, C., Yar M., Holt-Winters Forecasting: Some Practical Issues. *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, vol. 37, 129-140, 1988.
- [5] Granger C., Newbold P., *Some comments on the evaluation of economic forecasts*. Cambridge University Press, 2001.
- [6] Hussein Hameed H., *Smoothing Techniques for Time Series Forecasting* Eastern Mediterranean University, 2015.
- [7] Lagarias J. C., Reeds J. A., Wright, M. H., Wright, P. E. Convergence Properties of the Nelder--Mead Simplex Method in Low Dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, vol. 9, 112-147, 1998.
- [8] Prins J., *Process or Product Monitoring and Control*. In Croarkin C, Tobias P (eds): *e-Handbook of Statistical Methods*. NIST/SEMATECH, 2012.