

FOR-TSM: DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE PRONÓSTICOS CON
MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

MARIA CRISTINA BRAVO GOMEZ
ROSANA BUILES PALACIO

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE PRODUCCIÓN
ESCUELA DE INGENIERÍA
UNIVERSIDAD EAFIT
MEDELLIN
2011

FOR-TSM: DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE PRONÓSTICOS CON
MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

MARIA CRISTINA BRAVO GOMEZ
ROSANA BUILES PALACIO

Trabajo de grado para optar por el
Título de Ingeniería de Producción

Asesor
Carlos Alberto Castro Zuluaga
Profesor Universidad EAFIT

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE PRODUCCIÓN
ESCUELA DE INGENIERÍA
UNIVERSIDAD EAFIT
MEDELLIN
2011

Nota de Aceptación

Presidente del jurado:

Jurado:

Jurado:

Medellín, Abril 28 de 2011

AGRADECIMIENTOS

Ofrecemos agradecimientos a nuestro asesor de proyecto de grado, Carlos Alberto Castro Zuluaga por su enseñanza, acompañamiento y dedicación, lo cual nos permitió culminar con éxito este proyecto.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	16
OBJETIVOS.....	18
OBJETIVO GENERAL.....	18
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1 MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE	20
1.1 ESTADO DEL ARTE.....	20
1.2 MARCO TEÓRICO	27
1.2.1 Administración de la demanda	28
1.2.2 Pronósticos mediante series de tiempo.....	31
1.2.3 Inicialización de los métodos de suavización	38
1.2.4 Medición de la exactitud de los modelos de pronósticos y selección de modelos.....	40
1.2.5 Software para pronósticos mediante series de tiempo.....	44
2 DESCRIPCIÓN DE LA HERRAMIENTA	48
2.1 ESTRUCTURA PRINCIPAL DE LA HERRAMIENTA	48
2.1.1 Pantalla principal	49
2.1.2 Modelos de pronósticos	51
2.1.3 Comparaciones	55
2.1.4 Guía rápida de usuario.....	56
2.2 RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LOS ERRORES DE LOS MODELOS ...	57
2.3 GRÁFICAS DE COMPARACIÓN	61

2.3.1	Gráfica de medidas de desempeño por modelos de pronósticos.....	64
2.3.2	Gráfica de modelos de pronósticos por medida de desempeño	65
3	PRUEBA PILOTO	67
4	CONCLUSIONES.....	72
5	RECOMENDACIONES	74
	BIBLIOGRAFÍA.....	76
	ANEXOS	87

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Pantalla principal para ingreso de los parámetros iniciales	50
Figura 2. Formulario para selección de modelos de pronósticos	51
Figura 3. Formulario de Selección de los modelos	54
Figura 4. Hoja de comparaciones de los modelos desarrollados en la herramienta FOR TSM.....	55
Figura 5. Uso de filtro para seleccionar los modelos que se deseen comparar.	56
Figura 6. Guía rápida de usuario de la herramienta FOR TSM.	57
Figura 7. Hoja de resultados del modelo Suavización Exponencial.....	60
Figura 8. Gráficas de Señal de Rastreo para el modelo de Suavización Exponencial con Ajuste a la Tendencia.	61
Figura 9. Gráfica de comparación modelo vs medida de desempeño.	65
Figura 10. Gráfica de comparación medida de desempeño Vs modelo.....	66
Figura 11. Número de usuarios que participaron en la prueba piloto de la herramienta FOR TSM por semestre de Ingeniería de Producción de la Universidad EAFIT.....	68

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Necesidades de pronósticos para las organizaciones.	29
Tabla 2. Familiaridad y satisfacción con los métodos de proyección (como porcentaje de los que respondieron).....	32
Tabla 3. Modelos de pronósticos de series de tiempo.	33
Tabla 4. Métodos de inicialización utilizados en FOR-TSM.	39
Tabla 5. Medidas del Error de pronósticos.	40
Tabla 6. Software de pronósticos de uso académico y empresarial	45
Tabla 7. Modelos y sus características	52
Tabla 8. Relación del esquema de los resultados de los modelos.....	58
Tabla 9. Valores de las medidas de desempeño para un mejor modelo.	62
Tabla 10. Promedio de calificación y moda por pregunta.	69

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A. Encuesta realizada a los usuarios de la prueba piloto de la herramienta FOR TSM.

ANEXO B. Manual de usuario de la herramienta FOR TSM.

GLOSARIO

ALEATORIEDAD: movimientos no predecibles de datos en el tiempo.

CICLICIDAD: se presenta cuando la estacionalidad es superior a un año. Su duración no es constante ni periódica.

COEFICIENTE DE CORRELACIÓN: es una medida relativa del grado de relación de dos variables. Puede tomar valores entre -1 y 1. Los valores cercanos a ± 1 indican un alto grado de relación entre las variables. Fortaleza en la relación que tienen dos o más variables.

COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN: indica el porcentaje de variación de la variable dependiente que se debe al comportamiento de la variable independiente. Resulta de elevar al cuadrado el coeficiente de correlación y su valor se encuentra entre 0 y 1.

COEFICIENTE DE VARIACIÓN: es la relación entre la desviación estándar y el promedio de los datos de la demanda histórica. Sirve para determinar la estabilidad o no de los datos en el tiempo.

DEMANDA: cantidad de productos o servicios que el cliente requiere en un tiempo determinado. Según Chase et al (2004) La demanda está compuesta principalmente por seis componentes, la demanda promedio, la tendencia, el elemento estacional, los elementos cíclicos, la variación aleatoria y la correlación propia.

DESVIACIÓN ESTÁNDAR: medida que determina el promedio aritmético de las fluctuaciones de los errores del pronóstico respecto a su media. Resulta de la raíz

cuadrada de la relación entre la sumatoria de los errores al cuadrado y el número total de errores menos uno.

DESCOMPOSICIÓN MULTIPLICATIVA: modelo de serie de tiempo que consiste en identificar y separar los datos de la serie de tiempo en los componentes: tendencia (se identifica a través de un gráfico), estacional (se obtiene comparando el mismo periodo de la estación pasada con la siguiente), cíclica, correlación propia y aleatoria (no se puede identificar como otro componente).

ERRORES DEL PRONÓSTICO: diferencia entre el valor real de la demanda y el valor pronosticado para cada periodo.

ESTABILIDAD: patrón de comportamiento regular en el que los datos se encuentran dispersos a lo largo de una línea horizontal, por lo tanto no se presentan aumentos o disminuciones frecuentes en el tiempo.

ESTACIONALIDAD: patrón de comportamiento en el que los datos de la demanda presentan fluctuaciones de acuerdo a un factor característico que se repite en periodos de forma regular.

FOR-TSM (*Forecasting Time Series Models*): Modelos de Pronósticos de Series de Tiempo

INTERSECCIONES CON CERO: indica el número de veces que la señal de rastreo pasa por cero.

LÍMITES DE CONTROL: determinan el error positivo y/o negativo admisible del pronóstico para considerarse adecuado dentro de las políticas establecidas. Estos límites alertarán en la medida que sean más o menos estrictos, por ejemplo

$\pm 3MAD$ indicará que se espera que el 98.36% de los datos se encuentren dentro de este límite establecido.

MAD (DESVIACIÓN MEDIA ABSOLUTA): representa el error promedio del pronóstico en valores absolutos. Mide la dispersión de un valor observado que se aleja del valor esperado. Se obtiene mediante el valor absoluto de las diferencias entre la demanda real y la pronosticada, dividida entre la cantidad de errores.

MAPE (ERROR PORCENTUAL ABSOLUTO MEDIO): se define como la relación del porcentaje del error absoluto sobre el número de errores utilizados.

ME (ERROR MEDIO): es la relación que existe entre la sumatoria de los errores del pronóstico obtenidos en cada periodo y el número total de errores. Representa en promedio el error obtenido en cada periodo y se espera que tienda a “cero”.

MEDIA: modelo de pronósticos de series de tiempo para patrones constantes, en el que el pronóstico se obtiene con el promedio aritmético de los datos de demanda empleados.

MSE (ERROR CUADRADO MEDIO): se obtiene mediante la sumatoria de los errores elevados al cuadrado dividido entre el número de errores. Esta medida es llamada el segundo momento sobre el origen de los errores por lo que incorpora la varianza y el sesgo del estimado.

PMD (PROMEDIO MÓVIL DOBLE): modelo de series de tiempo para patrones de comportamiento lineal.

PMS (PROMEDIO MÓVIL SIMPLE): modelo de series de tiempo para patrones estables.

PORCENTAJE DE INTERSECCIONES CON CERO: indica el porcentaje de veces que la señal de rastreo pasa por cero con relación al número total de periodos utilizados.

PRONÓSTICO: un pronóstico es una estimación de un evento futuro que se hace con base en un método específico y se usa para la planificación.

RANGO DE LA SEÑAL DE RASTREO: indica el intervalo en el cual se encuentran las desviaciones medias absolutas de las señales de rastreo obtenidas en el análisis del error con relación al pronóstico.

REGRESIÓN LINEAL: modelo de serie de tiempo que define la relación funcional de dos o más variables correlacionadas, donde las relaciones entre las variables forman una línea recta.

RSFE (RUNNING SUM OF FORECASTING ERRORS): suma acumulada de los errores del pronóstico que es la base del cálculo para la señal de rastreo.

SE (SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL): modelo de serie de tiempo conveniente para aquellos cálculos en donde la importancia de los datos disminuye a medida que se aleja del pasado.

SED (SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL DOBLE): modelo de serie de tiempo que suaviza tanto el promedio de los errores como la estimación de la tendencia.

SEÑAL DE RASTREO: indica la medida en que el promedio del pronóstico está siguiendo la tendencia de la demanda. Se construye con el número de desviaciones medias absolutas en que el valor del pronóstico se aleja de la realidad. Es la relación que existe en cada periodo entre RSFE y MAD.

SERIES DE TIEMPO: los modelos de series de tiempo, sustentan la idea de que la demanda puede ser pronosticada a partir de datos históricos.

SET (SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL CON AJUSTE DE TENDENCIA): modelo de serie de tiempo conveniente para datos donde la demanda presenta un patrón de tendencia con cierto grado de aleatoriedad entre los datos.

TENDENCIA: patrón de comportamiento regular en el que se observa un aumento o disminución de los datos en el tiempo. Puede ser: lineal, exponencial, cuadrática, entre otros.

WINTERS: modelo de serie de tiempo que tiene la ventaja de manejar tanto datos estacionales como de tendencia. Es semejante a la Suavización Exponencial, la cual suaviza lo aleatorio y ajusta lo tendencial. Sin embargo, el método de Winters incluye el parámetro adicional de estacionalidad

RESUMEN

Uno de los temas más complejos y necesarios en los cursos de Administración de Operaciones, es el uso de los pronósticos con modelos de series de tiempo (TSM por sus siglas en inglés). Para facilitar el entendimiento y ayudar a los estudiantes a comprender fácilmente los pronósticos de demanda, este proyecto presenta FOR TSM, una herramienta desarrollada en MS Excel VBA ®. La herramienta fue diseñada con una Interfaz gráfica de Usuario (GUI por sus siglas en inglés) para explicar conceptos fundamentales como la selección de los parámetros, los valores de inicialización, cálculo y análisis de medidas de desempeño y finalmente la selección de modelos.

PALABRAS CLAVES: MODELOS DE SERIES DE TIEMPO, PRONÓSTICOS, ADMINISTRACIÓN DE OPERACIONES, HERRAMIENTA DE APOYO.

INTRODUCCIÓN

El tipo de enseñanza que se da en la actualidad de los modelos de pronósticos en diferentes materias de las áreas de Administración de Operaciones y Logística, se enfocan, en la mayoría de las ocasiones, en ilustrar la forma en que operan internamente los modelos (formulación), más que en la comprensión y la elección de los modelos de pronósticos, sus parámetros y valores de inicialización, así como en el análisis de resultados y la selección de modelos; aspectos claves dentro del proceso de formación de estudiantes cada vez mas integrales y competitivos en uno de los procesos más cruciales dentro de las organizaciones que es la administración de la demanda. Lo anterior implica que es necesario contar con herramientas informáticas que permitan abarcar los aspectos mencionados anteriormente con el propósito de lograr los objetivos propuestos en los cursos dentro de los tiempos destinados para ello.

Por estos motivos, en este proyecto exploratorio se propone desarrollar una herramienta educativa en MS Excel VBA®, FOR TSM (Forecasting Time Series Models) que pueda ser utilizada como apoyo a la enseñanza de los modelos de pronósticos de series de tiempo y su análisis en los cursos Administración de Operaciones y Logística, de los diferentes pregrados y postgrados en que este tema sea parte de su plan de estudios, como Ingeniería de Producción, Ingeniería Industrial, Ingeniería de Procesos, Ingeniería de Diseño de Producto y la Especialización en Dirección de Operaciones y Logística entre otras.

Esta herramienta permitirá a los estudiantes una interacción con cada uno de los modelos que contiene por medio de celdas formuladas que le ayudarán a comprender la forma en que opera cada uno de los modelos, haciendo que su

enseñanza pueda llegar a ser más productiva. Adicionalmente, el estudiante podrá visualizar el efecto de algunas variables en el desempeño del modelo, por medio de la variación de los valores y su validación gráfica en tiempo real. Otra característica de la herramienta es que el usuario podrá tener medidas de desempeño en forma comparativa, que le ayudarán al proceso de toma de decisiones, permitiendo realizar un análisis del desempeño más detallado de cada modelo.

Finalmente se espera que este proyecto de grado contribuya a la formación de profesionales cada vez mejor preparados apoyados en herramientas informáticas y TICs que les permitan analizar y tomar decisiones más acertadas.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Desarrollar una herramienta educativa en MS Excel VBA ® que pueda ser utilizada como apoyo a la enseñanza de los modelos de pronósticos en los cursos Administración de Operaciones.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Definir los modelos de proyección de series de tiempo que se incluirán en la herramienta.
- Elaborar el código de programación en VBA, con una interfaz gráfica que facilite el manejo de la herramienta al usuario.
- Introducir diferentes formas de inicializar cada uno de los modelos que permitan comprender su efecto en los resultados obtenidos.
- Permitir al usuario configurar los parámetros e inicializaciones de los modelos.
- Desarrollar una forma de comparación de modelos de series de tiempo incluidos en la herramienta a partir de diferentes medidas de desempeño, para facilitar el proceso de toma de decisiones en la selección de modelos de proyección.

- Escribir el manual de usuario.
- Realizar pruebas con usuarios que no conozcan el sistema para evaluar la facilidad de interacción con la herramienta.

1 MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

1.1 ESTADO DEL ARTE

Con el estado del arte, se conoció la historia de los pronósticos, la evolución de los modelos y la transformación de los software de pronósticos creados a través de la historia. Además se revisaron los siguientes proyectos de grado relacionados en la Universidad EAFIT, los cuales se refieren generalmente a aplicaciones de pronósticos a empresas, pero no de desarrollos de herramientas de pronósticos:

1. Uribe Aguilar, J.D., Parra Restrepo, S.A. (2008). *Los pronósticos de demanda en la gestión del mercadeo y de la producción*. Tesis publicada en la Universidad EAFIT – Medellín, Colombia.
2. Muñoz Valderrama, B., Tamayo Quijama, L. A. (1995). *Infraestructura estadística como base para pronósticos de producción*. Tesis publicada en la Universidad EAFIT – Medellín, Colombia.
3. Gómez Jaramillo, L.M., Restrepo Girona, J. (1986). *Sistema de pronósticos*. Tesis publicada en la Universidad EAFIT – Medellín, Colombia.
4. Londoño Flórez, J.A., Mejía Sánchez, L.A. (2009). *Pronósticos de la demanda de piezas en la zona de reproceso de una ensambladora de motocicletas*. Tesis publicada en la Universidad EAFIT – Medellín, Colombia.

A continuación se describen los resultados obtenidos del análisis.

En cuanto al inicio de la simulación de sistemas computarizados, enfocados a comprender la operación de los pronósticos, Brown (1959, 1963, 1967) fue uno de los pioneros. Esta simulación permitió potencializar los sistemas futuros, los cuales se volvieron cada vez más complejos.

Paralelamente a esta simulación, Forrester (1958) en su artículo „Industrial Dynamics“ demostró cómo pequeñas variaciones en la demanda se pueden amplificar a través de la cadena de abastecimiento, por un fenómeno llamado „bullwhip effect“. De esta manera introdujo el conocido Juego de la Cerveza, donde pudo explicar lúdicamente el efecto que tiene conocer la demanda de manera limitada o restringida; este juego pronto se convirtió en una herramienta educativa para facilitar la enseñanza de la dinámica de sistemas en la cadena de suministro. Por su parte Sterman (1989) discutió el bullwhip effect en el juego y el comportamiento tan irracional que contribuyó al mismo. De acuerdo al descubrimiento y posterior análisis de éste, Chen et al (2000) estudiaron el impacto de cambiar el promedio y modelos de pronósticos de suavización exponencial en la cadena de abastecimiento, incluyendo la demanda del consumidor.

Más adelante, Johnston (1980) describió el diseño e implementación de los pronósticos en las variables de una planta, como son el apoyo a la cuantificación de las decisiones estratégicas, la importancia de cambiar las inversiones en inventarios, y los cambios en los niveles de servicio definidos por la compañía. Complementando este aporte, Akkermans y Vos (2003, 2004) realizaron un análisis de la variación de la demanda y su efecto en el nivel de servicio de la cadena de abastecimiento.

Debido a estos desarrollos, se hizo necesario introducir el concepto de error mínimo cuadrado de los pronósticos, el cual fue analizado por Lee et al (2000), identificando reducciones potenciales en el costo total de inventario, si se comparte información entre los involucrados en la cadena de abastecimiento. Por su parte Gardner (1990), fue el primero en realizar una curva de Trade Off para cada uno de los modelos basado en el costo de los inventarios y el servicio al cliente. De esta manera pudo realizar el análisis del mejor modelo de acuerdo a la

curva que dominara sobre las otras. Estos estudios demostraron también la importancia de la elección de un modelo de pronósticos con la inversión necesaria para soportar un nivel de servicio determinado.

Hace 25 años, los métodos de suavización exponencial fueron considerados una colección de anuncios técnicos especiales para la extrapolación de los distintos tipos de series de tiempo con una sola variable. A pesar de que los métodos de suavización exponencial se utilizaron ampliamente en los negocios y la industria, habían recibido poca atención por parte de los estadísticos y no tenía una base estadística bien desarrollada. Estos métodos se originaron en los años 1950 y 1960 con la obra de Brown (1959, 1963), Holt (1957, reimpresión 2004), y Winters (1960). Por su parte Pegels (1969) proporciona una simple pero útil clasificación de las tendencias y los patrones estacionales dependiendo de si son aditivos (lineal) o multiplicativos (no lineal).

En cuanto a la Suavización Exponencial Simple (SES), Holt (1957) sugirió un procedimiento que es una extensión del modelo SES con dos constantes de suavización. Un aspecto positivo de la utilización de las constantes de suavización, es que pueden ser ajustadas cuando la señal de rastreo se aleja de cero. Una adaptación a los procedimientos de suavización ha sido propuesta por Trigg y Leach (1967). Algunas investigaciones han encontrado que este tipo de modelo es menos preciso que los regulares. Por su parte, Harrison (1967) mostró que el procedimiento creado por Holt minimiza el valor esperado del error cuadrado para el pronóstico del siguiente período, para un modelo que tiene en cuenta la tendencia. Sin embargo, un procedimiento que permite la actualización de un sólo parámetro sugerido por Brown (1963) también ha recibido atención y se recomienda su aplicación en contextos donde no exista estacionalidad (Silver et al, 1998).

Los métodos de suavización exponencial recibieron un impulso a partir de dos artículos publicados en 1985, que dieron la base de gran parte del trabajo posterior en esta área. En primer lugar, Gardner (1985) proporciona una exhaustiva revisión y síntesis de la labor de suavización exponencial de esa fecha, y la clasificación ampliada de Pegels incluye tendencia amortiguada. En este trabajo se reunió una gran cantidad de trabajo existente, que estimuló el uso de estos métodos y pide una cantidad sustancial de investigaciones adicionales. Más tarde en el mismo año, Snyder (1985) mostró que la Suavización Exponencial Simple podría ser considerada como derivados de un modelo con una única fuente de error.

El buen rendimiento de los métodos de suavización exponencial, fue abordado por varios autores. Muth (1960) fue el primero en sugerir una base estadística para este método, demostrando que provee un pronóstico óptimo. Más adelante Satchell y Timmermann (1995) y Chatfield et al (2001) mostraron que la SES es óptima para una amplia gama de datos.

El método de suavización exponencial ha sido extendido a estacionalidades. Winters (1960) desarrolló una forma de suavización, que mas adelante tomó el nombre de Holt-Winters, que suaviza el nivel, tendencia y estacionalidad de la demanda. Sin embargo, para stock-keeping units (SKUs) con demanda creciente y corta historia, la estimación de los componentes de la estacionalidad es desafiante. Miller y Williams (2003) propusieron un método que amortigua la estimación de la estacionalidad. Dekker et al (2004) sugirió una variación del método de Holt Winters, donde los componentes de nivel y tendencia son estimados de forma individual, en cambio la estacionalidad en conjunto con los otros componentes. Las reglas para estimar la estacionalidad en conjunto, para series sin tendencia, han sido analizadas empíricamente por Chen y Boylan (2007, 2008).

En cuanto a los métodos de selección Gardner y McKenzie (1988) propusieron algunas reglas simples basadas en las variaciones de las diferencias de las series de tiempo, para elegir un método de suavización exponencial adecuado.

La mayor parte de la obra desde 1980 ha consistido en el estudio las propiedades empíricas de los métodos, por ejemplo, Bartolomei & Sweet, (1989); Makridakis y Hibon (1991) propusieron nuevos métodos de estimación o inicialización; Ledolter y Abraham (1984) la evaluación de la previsiones.

A través de los años se han propuesto variaciones en los modelos originales, por ejemplo, Carreno y Madinaveitia (1990) y Williams y Miller (1999) propusieron ciertas modificaciones para hacer frente a las discontinuidades en la demanda, y Rosas y Guerrero (1994) plantearon un pronóstico de suavización exponencial sujeto a una o más restricciones.

Los modelos de *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) fueron descritos por Box y Jenkins (1970), Roberts (1982), Abraham y Ledolter (1983, 1986) y más adelante por Box et al (1994) que mostraron que de algunas previsiones de suavización exponencial lineal surgen casos especiales como los modelos ARIMA. Sin embargo, estos resultados no se extienden a ningún método de suavización exponencial lineal. Los modelos ARIMA están generalmente incluidos en los software genéricos de pronósticos, pero nunca ganaron una gran popularidad en los software de manejo de inventarios, y más generalmente en la planeación y demanda de los inventarios.

En un estudio de una pequeña simulación, Hyndman (2001) mostró que la SES tiene mejor rendimiento que el primer modelo ARIMA, porque no está sujeto a modelos de selección, particularmente cuando los datos no tienen comportamiento lineal. En los casos en que exista mucho ruido en los datos, o la demanda sea muy cambiante la tendencia lineal no es exacta (Roberts, 1982). Gardner y

McKenzie (1985) introdujeron un procedimiento que amortigua la tendencia para estas situaciones, el cual incorpora un parámetro de amortiguación.

Yule (1927) realizó una gran contribución, al lanzar la idea de la estocasticidad en series de tiempo, postulando que todas estas pueden considerarse como la realización de un proceso estocástico. Con base en esta simple idea, se han desarrollado desde entonces un gran número de métodos de series de tiempo.

Estudiosos como Slutsky, Walker, Yaglom, y Yule formularon por primera vez el concepto de autorregresivo (AR) y los modelos de la media móvil (MA). El teorema de Wold de la descomposición condujo a la formulación y solución del problema de predicción lineal de Kolmogorov (1941). Desde entonces, un volumen considerable de la literatura ha aparecido en la sección de series de tiempo, la estimación de parámetros, la identificación y la comprobación de modelos y previsiones. La publicación de Análisis de Series de Tiempo, pronósticos y Control de Box y Jenkins (1970) integraron el conocimiento existente.

En cuanto a la historia de los sistemas de información de pronósticos, se debe destacar la introducción de las interfaces gráficas para los usuarios (GUI) en 1980, las cuales cambiaron drásticamente la evolución de software, ya que anteriormente se usaban tarjetas y máquinas de escribir.

El desarrollo y uso de los software de pronóstico puede ser descrito en tres fases:

1. Software de pronósticos antes de la llegada de los computadores IBM en 1984.
2. Periodo de computadores y estaciones de trabajo, principalmente orientadas a un solo usuario hasta 1995.
3. Avances de software orientados a procesos y altamente integrados hasta la actualidad: los usuarios de los sistemas de pronósticos, por lo general, no están académicamente capacitados para usar métodos complejos,

prefiriendo los métodos simples que han trabajado anteriormente. Sanders y Manrodt (2003), investigaron 240 corporaciones en Estados Unidos, encontrando que las dos características más importantes de cualquier software de pronóstico deben ser: fácil uso y fácil entendimiento de los resultados. Ellos además, notaron que aunque en la actualidad se tengan ERP implementados en las empresas, los pronósticos por lo general se siguen realizando en Excel.

El primer software que permitió a los planeadores una interacción cercana con el proceso de pronóstico fue creado en 1970. Este ofrecía funciones simples como la administración de las series de tiempo, agregar o desagregar las series, generación de reportes, y funciones de manipulación de datos y generación de gráficas.

Sistemas como “Peer Plannerb and Logol” pudieron ser usados para realizar pronósticos a nivel de productos (para los planeadores de las operaciones) y a nivel de familias (para los planeadores del negocio). El énfasis de este sistema consistía no en la planeación sino en el proceso de pronosticar.

En el pasado no se conocían sistemas de pronósticos que tuvieran un fuerte vínculo con la programación de la producción, planeación de transporte, inventario y compras. Por un largo tiempo, el obstáculo principal era una interfaz que permitiera interactuar al planeador con el sistema de pronósticos.

Los primeros sistemas comerciales realizaban los pronósticos de forma operacional y contenían sistemas de reaprovisionamiento. Un ejemplo de esto fue IMPACT (IBM, 1963). Sin embargo, se requerían pronósticos de niveles de productos para programar la producción y realizar el reabastecimiento de los materiales. En consecuencia, se incorporaron sistemas de pronósticos que incluye la planeación de la producción, como fueron BAAN, i2, Peoplesoft and

SAP/ R3 (Fandel, Francois, & Gubitz, 1997). En comparación con los sistemas de pronósticos, los sistemas operacionales (como SAP/R3, mySAP) incorporaron funciones como realizar curvas de tendencia, elementos de suavización exponencial y señal de rastreo.

En los últimos años, hubo una gran brecha entre el desarrollo de métodos estadísticos y su disponibilidad en los software comerciales. Esta brecha ha disminuido con el tiempo, pero todavía se presentan deficiencias en el manejo de los datos e interfaces de usuario. Además, los sistemas pueden mejorar guiando al usuario a través de los pasos para modelar los pronósticos. Como los analistas pocas veces relacionan entre sí los resultados de los modelos, los sistemas deberían tener una forma de comparar los resultados de diferentes modelos. Adicional a esto, el sistema también debería ayudar a minimizar las labores operativas que tiene que hacer el analista, dejando más tiempo para la comparación y toma de decisiones. Para hacer esto, el software debería presentar reportes, tablas, gráficos y comentarios. “Sería útil tener una herramienta que puede generar una plantilla sobre la base de los informes existentes (informes prototipo)”¹.

1.2 MARCO TEÓRICO

La realidad empresarial actual se encuentra regida por los principios de competitividad y globalización que requieren empresas cada vez más eficientes, eficaces, productivas, racionales y trascendentes (Castro, 2008). Es por esto, que en las empresas es necesario contar con procesos de toma de decisiones, en los

¹ Ulrich Kusters, B.D. McCullough, Michael Bell. (2006). Forecasting software: Past, present and future. International Journal of Forecasting

que uno de los factores más importantes es la capacidad de predecir las situaciones que rodean las decisiones individuales (Makridakis y Wheelwright, 1998).

Los retos anteriores requieren acciones a todo nivel dentro de la organización, principalmente de las tres áreas pilares: Mercadeo, Producción y Finanzas (Miltenburg, 1998), donde los pronósticos cobran especial importancia para la definición de las características del mercado, para la planificación y programación de la producción y para el presupuesto, los flujos de efectivo y las tasas de interés; los cuales son algunos de los factores claves en el establecimiento de una empresa exitosa, por lo que sin el uso de herramientas que soporten los anteriores aspectos, los resultados y los objetivos propuestos serán más difíciles de lograr.

Los pronósticos son sin lugar a duda un factor diferenciador en empresas altamente competitivas, pero en la mayoría de ellas se manejan de manera intuitiva, y no se realiza el análisis que permita un buen desempeño (Makridakis y Wheelwright, 1998). Es por ello que, contar con herramientas y personas capacitadas en lo relacionado con la administración de la demanda, permitirá lograr mejores resultados en el proceso de toma de decisiones.

1.2.1 Administración de la demanda. Uno de los aspectos más relevantes y complejos dentro de las organizaciones es la planeación de la demanda, ya que cualquier proceso de planeación dentro de la cadena de abastecimiento requiere de estimaciones para tomar decisiones, que finalmente afectaran positiva o negativamente las demás áreas de la organización. La Tabla 1 muestra diferentes áreas de la organización y algunas de las decisiones que se deben tomar a partir de los resultados obtenidos del proceso de planeación de demanda.

Según Silver et al (1998), los requerimientos de la demanda y suministro de información surgen a partir de cinco fuentes principalmente:

1. El módulo del pronóstico para producto terminado y materias primas cobra mayor importancia en industrias que producen para mantener inventarios (Make to Stock). Los pronósticos son menos útiles en producción por lotes, ya que en las empresas que trabajan bajo pedido (Make to Order) se tiene un alto grado de incertidumbre.
2. La planeación y programación de la distribución, ya que abarca transferencias tanto entre plantas como a nivel internacional.
3. Ordenes de los consumidores, en ocasiones se debe modificar el pronóstico de la demanda hecho a corto plazo.
4. La promesa se basa en los materiales y la capacidad disponible para cumplir con el tiempo de entrega ofrecido al cliente.
5. El seguimiento incluye actividades como identificación de lotes y notificaciones a consumidores.

Tabla 1. Necesidades de pronósticos para las organizaciones.

Área	Aplicaciones
Compras	Disponibilidad de efectivo; de qué, cuanto y cuando abastecer; contratos de compra, a quien comprar.
Mercadotecnia	Ventas por familias de productos, segmentadas y totales. Determinación de precios, condiciones económicas generales, introducción de nuevos productos.
Producción	Capacidad de la planta, que, cuando y cuanto fabricar, programación, nivel de

Área	Aplicaciones
Inventarios	empleo. Cuanto mantener, de que mantener, cuando ordenar.
Almacenamiento	Capacidad requerida, capacidad de la bodega, almacén o CEDI, ubicación
Finanzas y contabilidad	Ingresos por ventas, costos de producción e inventarios, flujo de efectivo, inversiones, precios, presupuesto, programación de capital.
Distribución	Diseño de rutas, segmentación.
Investigación y desarrollo	Introducción de nuevos productos, condiciones tecnológicas, sociales, políticas y económicas del futuro.
Transporte	Cantidad y tamaño del medio de transporte
Alta gerencia	Segmentación de ventas, fijación de precios, objetivos de control, tendencias sociales y económicas, políticas de precio.
Diseño de Instalaciones (Plantas, Bodegas, Cedi's)	Tamaño, ubicación, inversión.
Otras	Compra de maquinaria, contratistas, almacenamiento externo.

Fuente: Makridakis y Wheelwright, 1998

1.2.2 Pronósticos mediante series de tiempo. Un pronóstico es una estimación de un evento futuro, que se hace mediante el empleo de un método específico, y que es utilizado para fines de planificación (Castro, 2008). Estas estimaciones pueden realizarse tanto cualitativa como cuantitativamente, dependiendo de los tipos de productos, historia y homogeneidad de los datos, número de elementos, elasticidad de la demanda y la competencia (Makridakis y Wheelwright, 1998).

Desde el punto de vista cuantitativo, los pronósticos se pueden obtener mediante la utilización de modelos causales o modelos de series de tiempo. Los modelos causales son aquellos que utilizan variables que afectan la serie de datos a medir de manera externa para relacionarla con éstos, es decir, el fenómeno a pronosticar está en función de sus variables relacionadas. Estos modelos generalmente son usados en el área de finanzas y economía para pronosticar variables macroeconómicas (Nahmias, 2007).

Los modelos de series de tiempo son aquellos modelos cuantitativos que sustentan la idea de que la demanda puede ser pronosticada a partir de datos históricos; en él son fundamentales dos factores: la serie de datos que se va a pronosticar y el periodo de tiempo a tener en cuenta. Además, supone que algún patrón es recurrente a través del tiempo (Makridakis y Wheelwright, 1998).

Existen varios modelos de pronósticos de series de tiempo, que de acuerdo al comportamiento de la demanda puede ser más o menos conveniente usar (Castro, 2008). Una ventaja de los modelos de serie de tiempo es que los datos históricos se encuentran disponibles rápidamente para ser utilizados en el método de predicción.

De acuerdo a un estudio realizado por Mentzer y Cox (1984) para medir la familiaridad y satisfacción de los principales modelos de predicción, se obtuvo los resultados mostrados en la Tabla 2.

Tabla 2. Familiaridad y satisfacción con los métodos de proyección (como porcentaje de los que respondieron)

Método	Familiaridad	Satisfacción
Promedio Móvil	85%	58%
Proyección de la recta	82%	32%
Suavización exponencial	73%	60%
Regresión	72%	67%
Análisis de la recta de tenencia	67%	58%
Simulación	55%	54%
Análisis del ciclo de vida	48%	40%
Descomposición clásica	42%	55%
Box-Jenkins	26%	30%

Fuente: Mentzer y Cox (1984)

Una de las observaciones más relevantes y destacada por (Makridakis y Wheelwright, 1998), se enfoca en que las universidades y otros centros de capacitación para la predicción deben conocer que los usuarios de pronósticos prefieren los métodos más sencillos, intuitivos y fáciles de usar y comprender, de esta forma plantea que el manejo de los pronósticos debe estar enfocado más en la manera de utilizar tales métodos para mejorar el análisis y la toma de decisiones.

Con base en los resultados obtenidos a partir de estudios de familiaridad y satisfacción, adicionalmente considerando los modelos de pronósticos más utilizados en la literatura para la enseñanza en los cursos de Administración de Operaciones y logística en la carrera de Ingeniería de Producción y en general en los diferentes pregrados y posgrados donde se estudian los modelos de series temporales aplicadas a las proyecciones, se muestra en la Tabla 3 los modelos de series de tiempo que se incluyen en el presente trabajo, relacionado con los autores que referencian estos modelos en sus libros.

Tabla 3. Modelos de pronósticos de series de tiempo.

Nombre del Modelo	Modelo Matemático	Autores
Media	$F_t = \frac{\sum_{i=1}^t D_i}{t}$	Sipper y Bulfin, 1998 Castro, 2008
Promedio Móvil Simple	$F_t = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + D_{t-3} + \dots + D_{t-n}}{n}$	Makridakis y Wheelwright, 1977 Render y Heizer, 1996 Heizer y Render, 1997 Silver, 1998 Russell, 1998 Sipper y Bulfin, 1998 Makridakis y Wheelwright, 1998 Nahmias, 1999 Gaither y Frazier, 1999 Chase et al, 2000 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Heizer y Render, 2001 Chase et al, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Vollman et al, 2005 Chase et al, 2006 Nahmias, 2007 Heizer y Render, 2007 Nahmias, 2007 Castro, 2008 Krajewski y Ritzman,

Nombre del Modelo	Modelo Matemático	Autores
		2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Suavización Exponencial	$F_t = D_{t-1} * \alpha + 1 - \alpha * (F_{t-1})$	Makridakis y Wheelwright, 1977 Render y Heizer, 1996 Heizer y Render, 1997 Sipper y Bulfin, 1998 Silver, 1998 Nahmias, 1999 Gaither y Frazier, 1999 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2000 Chase et al, 2001 Heizer y Render, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Vollman et al, 2005 Chase et al, 2006 Nahmias, 2007 Heizer y Render, 2007 Castro, 2008 Krajewski y Ritzman, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Suavización exponencial con ajuste de tendencia	$F_t = S_t + T_t$ $S_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1})$	Render y Heizer, 1996 Heizer y Render, 1997 Makridakis y

Nombre del Modelo	Modelo Matemático	Autores
	$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)(T_{t-1})$	Wheelwright, 1998 Silver, 1998 Gaither y Frazier, 1999 Russell y Taylor, 2000 Heizer y Render, 2001 Heizer y Render, 2007 Castro, 2008 Haizer y Render, 2009
Suavización exponencial Doble	$S_t' = \alpha D_t + 1 - \alpha S_{t-1}'$ $S_t'' = \alpha S_t' + 1 - \alpha S_{t-1}''$ $a = 2S_t' - S_t''$ $b = \frac{\alpha(S_t' - S_t'')}{1 - \alpha}$ $F_t = a_{t-1} - b_{t-1}$	Makridakis y Wheelwright, 1977
Regresión lineal	$Y = a + bX$	Render y Heizer, 1996 Heizer y Render, 1997 Gaither y Frazier, 1999 Sipper y Bulfin, 1998 Silver, 1998 Nahmias, 1999 Chase et al, 2000 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Heizer y Render, 2001 Chase et al, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Chase et al, 2006 Heizer y Render, 2007

Nombre del Modelo	Modelo Matemático	Autores
		Nahmias, 2007 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Promedio Móvil Doble	$S_t' = \frac{D_t + D_{t-1} + D_{t-2} \dots D_{t-n}}{n}$ $S_t'' = \frac{S_t + S_{t-1} + S_{t-2} \dots S_{t-n}}{n}$ $a = 2S_t' - S_t''$ $b = \frac{2(S_t' - S_t'')}{n-1}$ $F_t = a_t - b_t$	Makridakis y Wheelwright, 1977
Descomposición	$R_t = \frac{D_t}{\frac{D_t + D_{t-1} + D_{t-2} \dots D_{t-n}}{n}}$ $IE_t = \frac{R_t + R_{t+Est} + \dots + R_{t+n}}{n_{Est}}$ $S_t = \frac{D_t}{IE_t}$ $FSA_t = Est + (a * D_t)$ $F_t = IE_t * FSA_t$	Render y Heizer, 1996 Nahmias, 1999 Makridakis y Wheelwright, 1998 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2000 Chase et al, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Chase et al, 2006 Heizer y Render, 2007 Castro, 2008 Krajewski y Ritzman, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Winters	$S_t = \alpha \frac{D_t}{I_{t-Est}} + 1 - \alpha S_{t-1} + T_{t-1}$	Makridakis y Wheelwright, 1977

Nombre del Modelo	Modelo Matemático	Autores
	$T_t = \beta S_t - S_{t-1} + 1 - \beta T_{t-1}$ $I_t = \gamma \frac{D_t}{S_t} + 1 - \gamma I_{t-Est}$ $F_t = (S_{t-1} + T_{t-1}) * I_{t-Est}$	Makridakis y Wheelwright, 1998 Silver, 1998 Sipper y Bulfin, 1998 Nahmias, 1999 Chase et al, 2006

Fuente: elaboración propia.

A continuación se muestra la notación general que se utilizará en el presente proyecto. Es importante resaltar que ésta varía entre los diferentes autores, por lo que el lector debe realizar los ajustes pertinentes según el autor o autores de su preferencia.

F_t : Pronóstico para el tiempo t

t : Periodo actual

S_t : Valor suavizado de la serie desestacionalizada en el tiempo t

T_t : Valor suavizado de la tendencia en el tiempo t

I : Valor suavizado del factor estacional en el tiempo t

F_{t-n} : Pronóstico para el periodo n

D_t : Valor actual real en el tiempo t

α : Constante de atenuación

β : Coeficiente de suavización a la tendencia

γ : Coeficiente de suavización de la estacionalidad

N : Número de periodos que se promediarán

Y : Valor de la variable dependiente

a : Intersección con el eje Y

b : Pendiente de la línea

X : Variable independiente (unidades de tiempo)

IE_t : Índice estacional para la descomposición en el periodo t

FSA_t : Pronóstico sin ajuste para la descomposición

Est : Estacionalidad de la demanda

R_t : Razón del periodo t para la descomposición

n_{Est} : Número de estaciones en n periodos

1.2.3 Inicialización de los métodos de suavización. De acuerdo a las formulaciones para el desarrollo de todos los modelos de suavización utilizados, se requieren valores de inicialización del pronóstico. A continuación se relacionan los métodos de inicialización empleados según Makridakis y Wheelwright (1998):

1. Estimaciones minimocuadráticas: el valor inicial se estima usando mínimos cuadrados ordinarios. En la Suavización Exponencial con Ajuste a la Tendencia, se puede calcular resolviendo la ecuación para una línea recta de N datos tomados, encontrando la ordenada al origen y la pendiente, se obtendrán los valores iniciales.
2. Cuando se tienen datos limitados: se usa cuando no es necesario la utilización de inicializaciones muy precisas y se tienen pocos datos. Este método consiste en inicializar el pronóstico con la demanda del periodo anterior.

3. Promedio: consiste en realizar un promedio de N valores pasados de la demanda, para definir el valor inicial del pronóstico.

De acuerdo a este proyecto, en la Tabla 4 se indican los métodos de inicialización de cada uno de los modelos de pronóstico usados en la herramienta FOR TSM.

Tabla 4. Métodos de inicialización utilizados en FOR-TSM.

Modelo	Inicialización Por Defecto	Otra inicialización
Suavización Exponencial	$Ft = D_{t-1}$	$Ft = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-n}}{n}$
Suavización Exponencial con ajuste a la Tendencia	$S_t = D_{t-1}$ $T_t = 0$	$S_t = a + bN$ $T_t = a$
Suavización Exponencial Doble	$S'_t = D_t$ $S''_t = S'_t$	$S'_t = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-n}}{n}$ $S''_t = S'_t$
Winters	$S_t = D_t$ $I_t = \frac{D_t}{\frac{D_1 + D_2 + \dots + D_n}{n}}$ $T_t = D_t - D_{t-n}$	NA

Fuente: elaboración propia.

1.2.4 Medición de la exactitud de los modelos de pronósticos y selección de modelos. La medición de la exactitud de los pronósticos es importante porque permite identificar la precisión del modelo, es decir, que tan ajustado se encuentra de acuerdo al comportamiento de la historia real, pero lo más importante que tan ajustado se encontrará con los datos futuros (Makridakis y Wheelwright, 1998). Adicionalmente, estas mediciones son relevantes para la selección de un modelo de pronósticos, porque indican el grado de ajuste del modelo a los datos históricos que se tengan. Existen varias medidas del error, cada una tiene un análisis y justificación importante en el momento de evaluar qué modelo es el más conveniente. En la Tabla 5 se relacionan algunos de ellos, su formulación y algunos de los autores más representativos que los incluyen en el análisis de los modelos.

Tabla 5. Medidas del Error de pronósticos.

Indicador	Fórmula	Autores
Errores del pronóstico	$e_t = D_t - F_t$	Render y Heizer, 1996 Sipper y Bulfin, 1998 Nahmias, 1999 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Russell y Taylor, 2000 Chase et al, 2001 Render y Heizer, 2004 Vollman et al, 2005 Heizer y Render, 2007 Nahmias, 2007

Indicador	Fórmula	Autores
		Krajewski y Ritzman, 2008 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Error Medio (ME)	$ME = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n}$	Makridakis y Wheelwright, 1998 Krajewski y Ritzman, 2000 Vollman et al, 2005 Krajewski y Ritzman, 2008 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009
Desviación Absoluta Media (MAD)	$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n D_t - F_t }{n}$	Render y Heizer, 1996 Heizer y Render, 1997 Makridakis y Wheelwright, 1998 Silver, 1998 Sipper y Bulfin, 1998 Nahmias, 1999 Gaither y Frazier, 1999 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2000 Russell y Taylor, 2000 Chase et al, 2001 Heizer y Render, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Vollman et al, 2005

Indicador	Fórmula	Autores
		Chase et al, 2006 Heizer y Render, 2007 Nahmias, 2007 Krajewski y Ritzman, 2008 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Señal de Rastreo (TS)	$TS = \frac{\text{Error Acumulado}}{MAD}$	Gaither y Frazier, 1999 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2000 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Chase et al, 2001 Heizer y Render, 2001 Chase et al, 2004 Render y Heizer, 2004 Chase et al, 2006 Heizer y Render, 2007 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009 Chase et al, 2009
Rango de Señal de Rastreo (TSR)	$TSR = \text{Máx. } TS_t - \text{Mín. } TS_t$	Castro y Uribe, 2011
Número de Veces por el Cero	Contar (N° veces que pasa por cero)	
Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE)	$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{D_t - F_t}{A_t}}{n}$	Metzer and Cox, 1984 Armstrong, 1985 Mentzer and Kahn, 1995 Sipper y Bulfin, 1998

Indicador	Fórmula	Autores
		Makridakis y Wheelwright, 1998 Silver, 1998 Nahmias, 1999 Krajewski y Ritzman, 2000 Russell y Taylor, 2000 Render y Heizer, 2004 Heizer y Render, 2007 Nahmias, 2007 Krajewski y Ritzman, 2008 Heizer y Render, 2009
Error Acumulado (RSFE)	$RSFE = e_t$	Russell y Taylor, 2000 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009
Error cuadrado medio (MSE)	$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N (F_t - D_t)^2}{N}$	Render y Haizer, 1996 Haizer y Render, 1997 Makridakis y Wheelwright, 1998 Silver, 1998 Sipper y Bulfin, 1998 Nahmias, 1999 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Haizer y Render, 2001 Render y Haizer, 2004 Nahmias, 2007 Heizer y Render, 2007 Krajewski y Ritzman,

Indicador	Fórmula	Autores
		2008 Castro, 2008 Heizer y Render, 2009
Desviación Estándar de los errores del Pronóstico (σ_e)	$\sigma_e = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N - 1}}$	Castro, 2008 Russell y Taylor, 2000 Krajewski y Ritzman, 2000 Krajewski y Ritzman, 2008

Fuente: elaboración propia.

Es necesario entonces buscar un equilibrio entre las diferentes medidas de desempeño para no dejar de lado el significado de todas en conjunto, es decir cada medida de desempeño tiene sus características de medición importantes que deben considerarse a la hora de elegir un modelo de pronóstico.

1.2.5 Software para pronósticos mediante series de tiempo. En el pasado no se conocían sistemas de pronósticos que tuvieran un fuerte vínculo con la programación de la producción, la planeación de transporte, el inventario y las compras. Uno de los principales inconvenientes por un largo tiempo era la falta de una interfaz de usuario que fuera capaz de interactuar con planeador.

En los últimos años, hubo una gran brecha entre el desarrollo de métodos estadísticos y su disponibilidad en los software comerciales. Esta brecha ha disminuido con el tiempo, pero todavía se presentan deficiencias en el manejo de los datos e interfaces de usuario. Los sistemas pueden mejorar guiando al usuario a través de los pasos para modelar los pronósticos. Como los analistas pocas

veces relacionan entre sí los resultados de los modelos, los sistemas deberían tener una forma de comparar los resultados de diferentes modelos.

Adicional a esto, los métodos de pronósticos más sofisticados son poco aplicados (Hanssens, Parsons, & Schultz, 2003), aunque el sistema debería ayudar a minimizar las labores operativas que tiene que hacer el analista, dejando más tiempo para la comparación y toma de decisiones debe presentar reportes, tablas, gráficos y comentarios (Kusters et al, 2006) que permitan al usuario tomar decisiones acerca de los resultados de los diferentes métodos.

En la Tabla 6 se muestra un breve resumen de las características de algunos software de uso académico y empresarial.

Tabla 6. Software de pronósticos de uso académico y empresarial

Nombre	Tipo	Comparación modelos	Otras características
POM (Production Operations Management)	Académico	No	http://pom-software-library.software.informer.com/
Statgraphics	Empresarial	Si	http://statgraphics.com/shopping_cart.htm
WINQSB	Académico	No	http://winqsb.softonic.com/ Permite corregir la historia de la venta para mejorar el pronóstico, revisar el error de cada uno.
APO (SAP)	Empresarial	No	Muestra el pronóstico a un nivel detallado, en el horizonte deseado, permite manejar ciclos

Nombre	Tipo	Comparación modelos	Otras características
Forecast PRO	Empresarial	Si	de vida, explosión de ventas, además de calcular la desviación del pronóstico. http://www.sap.com/index.epx Indica el nombre del mejor modelo. http://www.forecastpro.com/
Compass Forecast System®	Empresarial	ND	Compass Forecast System® se integra con el sistema AFS que permite hacer cambios inmediatos en los pronósticos cuando se reporten variaciones en la demanda. Automáticamente muestra y modifica los datos. http://www.afsi.com/

Fuente: elaboración propia.

Los modelos de pronóstico fueron creados con el fin de predecir los hechos futuros. Teniendo en cuenta que los valores de la demanda no siempre tendrán el mismo comportamiento, cada modelo se enfoca en diferentes parámetros con el fin de ajustar cada vez más el pronóstico a los datos. Por ello es fundamental conocer el comportamiento de la demanda, y tener parámetros de comparación de los diferentes modelos, a través de sistemas de información que permitan hacer este análisis.

FOR TSM a comparación de los software comerciales, presenta ventajas como:

- Análisis detallado del error, tablas de resumen y de comparación de los indicadores de exactitud y desempeño por medio de gráficas tipo radar.
- Celdas formuladas en Excel que facilita al analista o estudiante conocer la procedencia de los datos
- Parámetros de entrada como inicializaciones y coeficientes de los modelos que permite ser cambiados para conocer el efecto de éstos en los resultados de la proyección.
- Interfaz gráfica de usuario que permita interactuar al usuario con la herramienta.
- Métodos de pronósticos simples y de frecuente uso empresarial y académico.

2 DESCRIPCIÓN DE LA HERRAMIENTA

FOR TSM es una herramienta para la realización de pronósticos con fines educativos, que tiene como propósitos: 1) desarrollar modelos de series temporales utilizados en los cursos de Administración de Operaciones de forma rápida y sencilla con el fin de que el estudiante comprenda el funcionamiento de cada uno de los modelos incluidos en la herramienta desde el punto de vista operativo, por medio de celdas formuladas desarrolladas en Microsoft Excel® y 2) proporcionar elementos de juicio como son un completo análisis de los errores de los modelos, las medidas de desempeño utilizadas para determinar la exactitud de los modelos de pronósticos y la comparación de los mismos, para poder realizar una adecuada justificación sobre la selección de un modelo de pronósticos.

Para su desarrollo se tuvieron en cuenta tres factores básicos: estructura del sistema, resultados de los modelos y gráficas de comparación.

2.1 ESTRUCTURA PRINCIPAL DE LA HERRAMIENTA

FOR TSM es una herramienta de pronósticos que permite al usuario elegir diferentes modelos de pronósticos de series de tiempo para la toma de decisiones. Está compuesta por: pantalla principal, nueve (9) modelos de pronósticos, comparaciones y guía rápida de usuario. Además cuenta con un manual de usuario el cual se muestra en el Anexo B.

2.1.1 Pantalla principal. La pantalla principal mostrada en la Figura 1, permite al usuario ingresar todos los datos de entrada para el desarrollo de los modelos. Se inicia con la definición del número de periodos de la demanda histórica en el recuadro azul, seguido del ingreso de los datos en la columna azul.

En la zona azul oscura de la pantalla principal se muestran algunos valores que el usuario debe conocer antes de pronosticar, y que le ayudarán en la identificación del comportamiento de la demanda. Estos valores son:

- Datos: número de datos de demanda histórica que se tengan, ingresados anteriormente en la hoja de demanda.
- Desviación Estándar: indica la desviación estándar de los datos de la demanda, después de ser ingresados.
- Promedio: indica el promedio de los datos de la demanda, después de ser ingresados.
- Coeficiente de Correlación: indica el coeficiente de correlación de los datos de la demanda, después de ser ingresados
- Coeficiente de Variación (CV): es la relación entre la desviación de la demanda y la demanda promedio de los datos ingresados.

La pantalla principal también cuenta con acceso rápido a cada una de las hojas donde se muestran los resultados de los modelos calculados, a la hoja de comparaciones de los modelos y a la guía rápida de usuario.

Figura 1. Pantalla principal para ingreso de los parámetros iniciales



Fuente: elaboración propia.

Al dar clic en el botón elegir modelos se muestra el formulario (ver Figura 2), donde se pueden seleccionar los modelos que se deseen calcular.

Figura 2. Formulario para selección de modelos de pronósticos

The screenshot shows a software window titled "FOR-TSM" with a close button in the top right corner. The main area is titled "Modelos de Pronósticos" and contains a list of forecasting models, each with an unchecked checkbox:

- Promedio Movil Simple
- Promedio Movil Doble
- Suavización Exponencial
- Suavización Exponencial Doble
- Suavización Exponencial con Ajuste de Tendencia
- Regresión Lineal
- Media
- Descomposición Multiplicativa
- Winter

On the right side of the window, there is a 3D character holding a yellow and blue flag with "FOR TSM" written on it. Below this is a button labeled "Limpiar Formulario" with a small icon of a broom. Further down is a panel with three input fields:

- "Número de datos a utilizar" with a dropdown arrow.
- "Periodos a pronosticar" with a text input field.
- "Límites MAD para gráfica de Señal de" with a dropdown arrow.

Below these fields is a "Calcular" button. At the bottom right of the window, there is a red note: "Nota: Todo decimal debe estar separado por Puntos".

Fuente: elaboración propia.

2.1.2 Modelos de pronósticos. La herramienta FOR TSM cuenta con nueve modelos de pronósticos de series de tiempo, los cuales contienen diferentes inicializaciones, parámetros de ingreso y optimizaciones, mostrados en la Tabla 7. Las optimizaciones hacen referencia a la forma de encontrar un valor para α, β y γ , por medio del uso de medidas de desempeño como MAD, ME, MAPE, MSE.

Tabla 7. Modelos y sus características

Modelo	Parámetros de ingreso	Optimización Parámetros minimizando:	Inicializaciones	
			Por Defecto	Otra
Media	NA	NA	NA	NA
Promedio Móvil Simple (PMS)	N: número de periodos a promediar	NA	NA	NA
Suavización Exponencial (SE)	Coefficientes α Valores admitidos: [0-1]	MAD ME MSE MAPE	$F_t = D_{t-1}$	Promedio de N periodos
Suavización Exponencial con Ajuste de Tendencia (SET)	Coefficientes α y β Valores admitidos: [0-1]	MAD ME MSE MAPE	$S_t = D_{t-1}$ $T_t = 0$	Regresión Lineal con N periodos
Suavización Exponencial Doble (SED)	Coefficientes α Valores admitidos: [0-1]	MAD ME MSE MAPE	$S_t' = D_t$ $S_t'' = S_t'$	Promedio de N periodos
Regresión Lineal	NA	NA	NA	NA
Promedio Móvil Doble (PMD)	N: número de periodos a promediar	NA	NA	NA
Descomposición Multiplicativa	Estacionalidad Valores admitidos: {2,3,4,6,12}	NA	NA	NA
Winters	Coefficientes	MAD	$S_t = D_t$	NA

Modelo	Parámetros de ingreso	Optimización Parámetros minimizando:	Inicializaciones	
			Por Defecto	Otra
	α, β y γ Valores admitidos: [0-1] Estacionalidad Valores admitidos: {2,3,4,6,12}	ME MSE MAPE	$I_t = \frac{D_t}{D_t + D_{t+1} + \dots + D_{t+N}}$ $T_t = D_t - D_{t-N}$	

Fuente: elaboración propia.

Cada modelo al ser seleccionado en el formulario, indica al usuario los parámetros de ingreso necesarios para su desarrollo, tal como se muestra en la Figura 3.

Figura 3. Formulario de Selección de los modelos

FOR-TSM

Modelos de Pronósticos

Promedio Movil Simple N (Periodos de Promedio) 4

Promedio Movil Doble N (Periodos de Promedio) 6

Suavización Exponencial Alpha
 Valor
 Optimización MAD

Inicialización
 Defecto
 Promedio

Suavización Exponencial Doble Alpha
 Valor α (Alfa) 0.6
 Optimización

Inicialización
 Defecto
 Promedio

Suavización Exponencial con Ajuste de Tendencia Alpha y Beta
 Valor
 Optimización MSE

Inicialización
 Defecto
 Promedio

Regresión Lineal

Media

Descomposición Multiplicativa Estacionalidad 12

Winter Estacionalidad 12 Alpha, Beta y Gamma
 Valor
 Optimización MAPE

Limpiar Formulario

Número de datos a utilizar 25

Periodos a pronosticar 3

Límites MAD para gráfica de Señal de 1,4

Calcular

Nota: Todo decimal debe estar separado por Puntos

Fuente: elaboración propia.

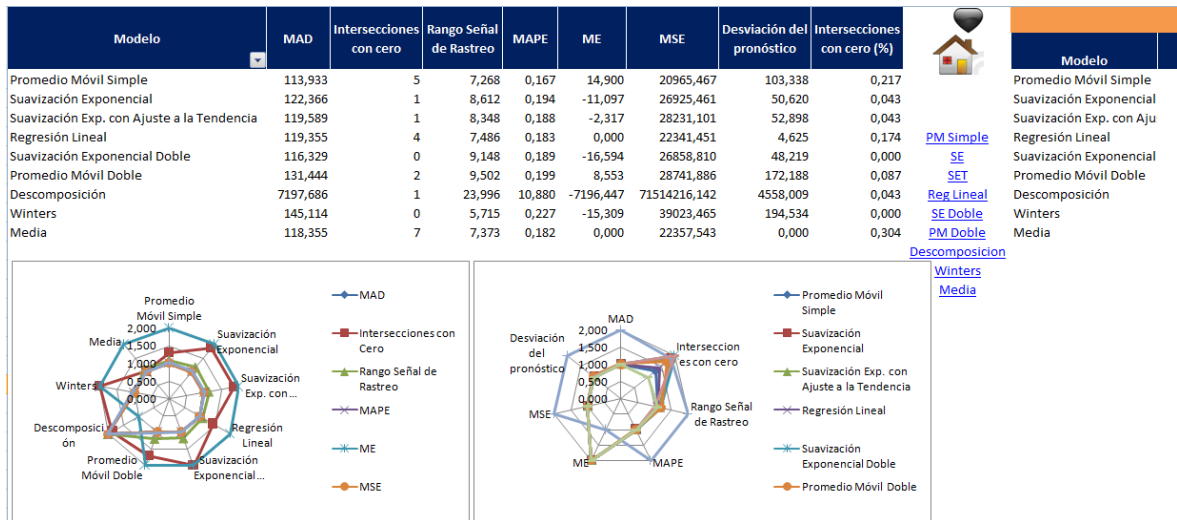
Para ejecutar el modelo, el usuario debe elegir:

- Número de datos a utilizar: se selecciona el número de periodos de la demanda que se desea usar para el desarrollo de los modelos, es decir, si se ingresan 50 datos y se requiere usar sólo 20, el sistema tomará en cuenta los últimos 20 valores de la demanda.
- Número de periodos a pronosticar: indica el número de periodos que se quieren proyectar a futuro. Este valor debe estar entre [1– 100].

- Límites MAD: hace referencia a los límites que tendrá la gráfica de señal de rastreo, con los cuales se puede evaluar el ajuste que tiene el pronóstico a los datos de la demanda real. Este valor debe estar entre [0 - 4].

2.1.3 Comparaciones. La hoja de comparaciones mostrada en la Figura 4 está compuesta por una tabla donde se indican las principales medidas de desempeño por cada uno de los modelos calculados (sólo se muestran los modelos seleccionados por el usuario en el formulario), y dos gráficas que comparan las medidas de desempeño con los modelos y los modelos con respecto a las medidas de desempeño. Ver sección 2.3.

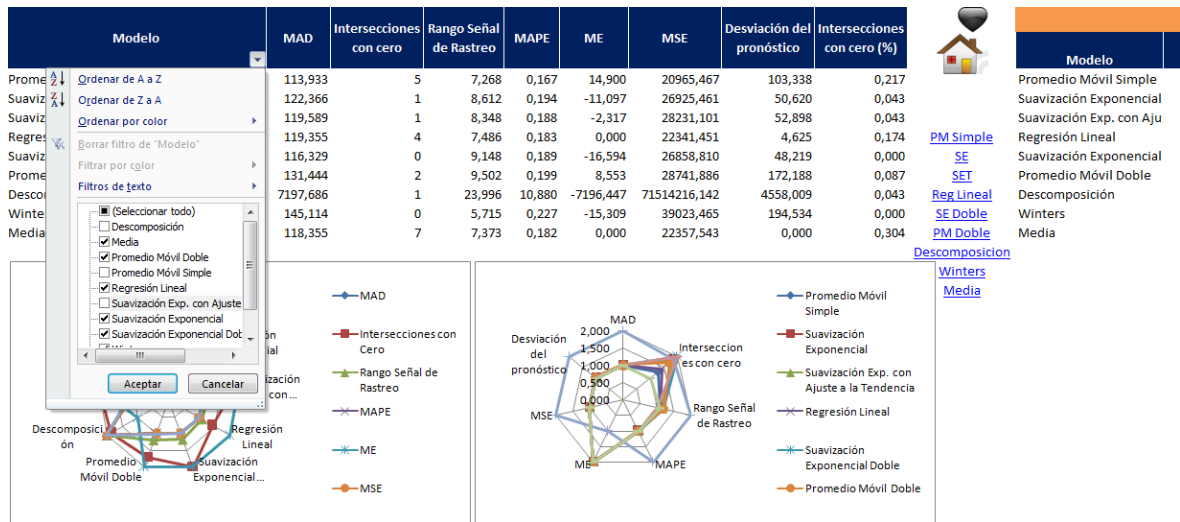
Figura 4. Hoja de comparaciones de los modelos desarrollados en la herramienta FOR TSM.



Fuente: elaboración propia.

El usuario puede seleccionar los modelos que desee comparar, por medio del filtro que se encuentra ubicado en la columna A, tal como se muestra en la Figura 5.

Figura 5. Uso de filtro para seleccionar los modelos que se deseen comparar.



Fuente: elaboración propia.

2.1.4 Guía rápida de usuario. Con el objetivo de brindar mayor claridad a los usuarios respecto al funcionamiento de la herramienta, fue creada una guía rápida de usuario mostrada en la Figura 6, en la cual en sólo ocho pasos se describen las principales acciones para su adecuado manejo.

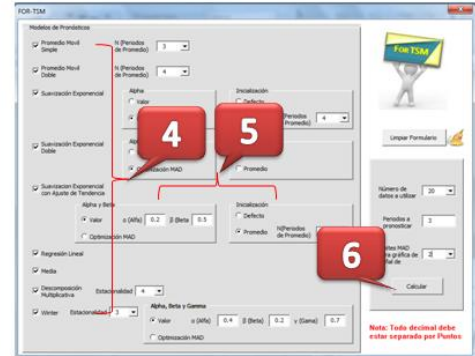
Figura 6. Guía rápida de usuario de la herramienta FOR TSM.

Guía Rápida de usuario



Pasos

1. Ingresar el número de periodos de la demanda histórica
2. Ingresar los valores de la demanda en la columna azul al lado de cada periodo
3. Clic en Elegir modelos
4. Elegir los modelos a ejecutar seleccionándolos con la opción correspondiente
5. Para cada modelo seleccionado indicar los parámetros requeridos
6. Dar clic en Calcular
7. Navegue por cada uno de los modelos seleccionados con los hipervínculos de cada hoja de cálculo



Fuente: elaboración propia.





2.2 RESULTADOS Y ANALISIS DE LOS ERRORES DE LOS MODELOS


Una vez el usuario seleccione los modelos que desea usar para realizar el pronóstico, los resultados obtenidos se mostrarán en diferentes hojas de cálculo. Para consultar cada uno de ellos, el usuario podrá usar los vínculos que se muestran en cada una de las hojas de resultados y en la pantalla principal. Cada modelo hace uso de diferentes parámetros, las cuales son necesarias para el cálculo del pronóstico, tal como se muestra en la sección 1.2.2 del Marco teórico.

Todos los cálculos realizados por la herramienta FOR TSM, se dejan formulados en las hojas de cálculo, con el fin de facilitar al usuario el entendimiento de la forma de operar de cada modelo.

En las hojas de los modelos, cada columna esta diferenciada por colores, los cuales permiten identificar qué tipo de variable se está calculando con el fin de facilitar su comprensión. En la Tabla 8 se muestra los indicadores de colores, con su respectiva definición, utilizados en la herramienta.

Tabla 8. Relación del esquema de los resultados de los modelos.

Color		Descripción	Parámetros que incluye
Morado		Datos iniciales del modelo: indica los valores de entrada (demanda histórica) para el desarrollo del modelo	Periodo Demanda
Azul		Cálculo del pronóstico: indica las columnas requeridas para realizar el pronóstico del modelo	VARIABLES propias de cada modelo
Gris		Análisis del error: indican las medidas de desempeño de cada modelo	et (Error del Pronóstico) RSFE (Error Acumulado) letl (Error Absoluto) letl acumulado MAD (Error Medio Absoluto) SR (Señal de Rastreo) et^2 (Error Cuadrático)
Vino tinto		Valores iniciales: indica los valores iniciales ingresados en el formulario	Parámetros de ingreso de cada modelo (ver

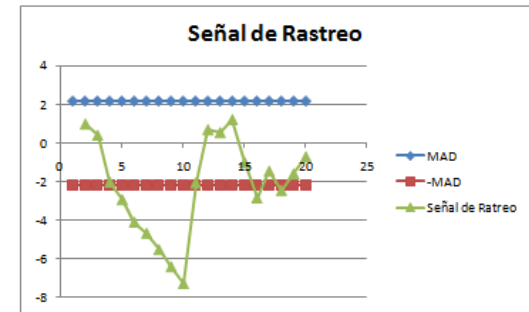
Color		Descripción	Parámetros que incluye
		para el desarrollo del modelo	Tabla 7)
Verde		Medidas de desempeño finales: muestra las medidas de desempeño del modelo	MAD MAPE Intersecciones con cero ME MSE Desviación del pronóstico TSR

Fuente: elaboración propia.

En la Figura 7 se muestra la hoja de cálculo correspondiente al modelo de Suavización Exponencial, donde puede observarse la identificación de colores en la parte superior, así como la gráfica de señal de rastreo.

Figura 7. Hoja de resultados del modelo Suavización Exponencial.

Datos Iniciales		Pronóstico	Análisis del Error									Valores Iniciales		Medidas de Desempeño Finales			
Periodo	Demanda		Ft (Pronóstico)	et (Error del Pronóstico)	RSFE (Error Acumulado)	letl (Error Absoluto)	letl acumulado	MAD	SR (Señal de Rastreo)	et ² (Error Cuadrático)	Fracción Abs. del Error	Alpha	N (Periodos de Promedio)	MAD	MAPE	Rango Señal de Rastreo	ME
1	686										0,099	Por Defecto	125,809	0,204	8,521	-4,671	25496,399
2	736	PM Simple	686,000	50,000	50,000	50,000	50,000	50,000	1,000	2500,000	0,068						
3	658	SET	690,934	-32,934	17,066	32,934	82,934	41,467	0,412	1084,631	0,050						
4	463	Reg Lineal	687,684	-224,684	-207,618	224,684	307,618	102,539	-2,025	50482,903	0,485						
5	597	SE Doble	665,513	-68,513	-276,131	68,513	376,131	94,033	-2,937	4694,087	0,115						
6	476	PM Doble	658,753	-182,753	-458,884	182,753	558,884	111,777	-4,105	33398,613	0,384						
7	654	Descomposicion	640,720	13,280	-445,604	13,280	572,164	95,361	-4,673	176,363	0,020						
8	611	Winters	642,030	-31,030	-476,634	31,030	603,194	86,171	-5,531	962,875	0,051						
9	603	Media	638,968	-35,968	-512,602	35,968	639,163	79,895	-6,416	1293,721	0,060						
10	607	Comparaciones	635,419	-28,419	-541,022	28,419	667,582	74,176	-7,294	807,649	0,047						
11	967		632,615	334,385	-206,636	334,385	1001,967	100,197	-2,062	111813,380	0,346						
12	955		665,610	289,390	82,753	289,390	1291,357	117,396	0,705	83746,438	0,303						
13	672		694,166	-22,166	60,588	22,166	1313,522	109,460	0,554	491,316	0,033						
14	762		691,978	70,022	130,609	70,022	1383,544	106,426	1,227	4903,016	0,092						
15	451		698,888	-247,888	-117,279	247,888	1631,432	116,531	-1,006	61448,365	0,550						
16	437		674,428	-237,428	-354,706	237,428	1868,859	124,591	-2,847	56371,856	0,543						
17	821		651,000	170,000	-184,706	170,000	2038,860	127,429	-1,449	28900,166	0,207						
18	540		667,774	-127,774	-312,480	127,774	2166,634	127,449	-2,452	16326,256	0,237						
19	766		655,166	110,834	-201,646	110,834	2277,468	126,526	-1,594	12284,138	0,145						
20	779		666,103	112,897	-88,749	112,897	2390,365	125,809	-0,705	12745,811	0,145						

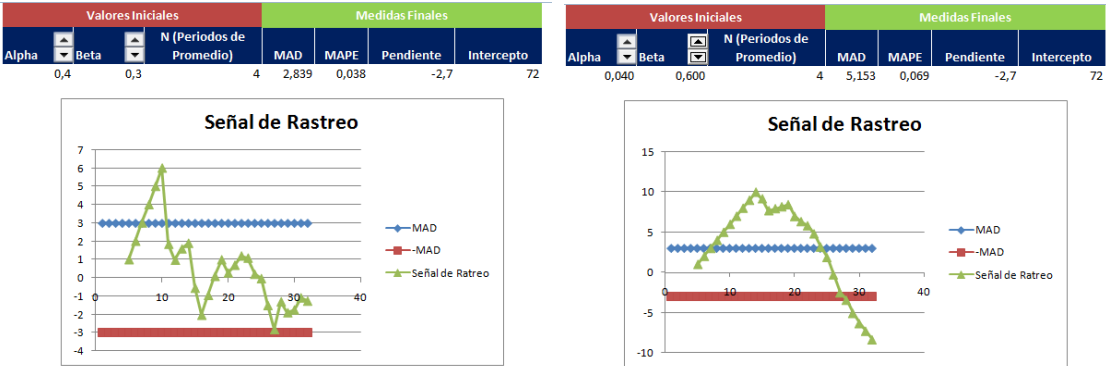


Fuente: elaboración propia.

La gráfica de la señal de rastreo se muestra en cada hoja de resultados. Para los modelos de suavización exponencial estas gráficas permiten visualizar el impacto del cambio de los parámetros α , β , γ según el modelo en las proyecciones, por medio de flechas que permiten aumentar o disminuir estos valores.

En la Figura 8 se muestran dos gráficas comparativas de señal de rastreo del modelo de Suavización Exponencial con Ajuste a la Tendencia, donde varían solamente los valores de α y β .

Figura 8. Gráficas de Señal de Rastreo para el modelo de Suavización Exponencial con Ajuste a la Tendencia.



Fuente: elaboración propia.







2.3 GRÁFICAS DE COMPARACIÓN

Con el fin de que el usuario pueda analizar las medidas de desempeño (explicadas en la sección 1.2.4 del Marco Teórico) arrojadas por cada modelo, la herramienta FOR TSM permite visualizar una tabla resumen, así como dos gráficas que permiten comparar el comportamiento de cada modelo (sólo se mostrarán los modelos que fueron seleccionados por el usuario en el formulario) respecto a las medidas de desempeño obtenidas y confrontar estas medidas con

los modelos calculados. El objetivo es que el usuario tenga una visión general del comportamiento de los modelos respecto a varias medidas de desempeño y pueda tener criterios de decisión necesarios para elegir el modelo que mejor convenga según la demanda histórica.

Las medidas de desempeño a medida que aumentan o disminuyen como se muestra en la Tabla 9, indican la medida en que el modelo de pronóstico calculado es más ajustado a la demanda histórica.

Tabla 9. Valores de las medidas de desempeño para un mejor modelo.

Medida de Desempeño	Aumento/Disminución
MAD	
Intersecciones con cero	
Rango Señal de Rastreo	
MAPE	
ME	
MSE	

Fuente: elaboración propia.

En la tabla de comparación, los datos fueron normalizados con el fin de tener una misma escala de medición para todos los parámetros y facilitar así su interpretación, es decir, fueron llevados los valores obtenidos en cada medición a un mismo rango, ya que los datos originales por lo general son muy dispersos y no

permite una comparación adecuada en las gráficas de comparación. Esta normalización se realizó con la siguiente fórmula:

$$Dato\ Normalizado = \frac{V_i - Min(V_1, V_2, \dots, V_n)}{Max\ V_1, V_2, \dots, V_n - Min(V_1, V_2, \dots, V_n)} + 1$$

Donde:

V_i : Valor inicial

Es importante resaltar que de las medidas tomadas para la comparación, las intersecciones con cero es la única medida de desempeño que mientras mayor sea su valor más ajustado será el modelo, por lo que se aplicó la siguiente fórmula para normalizar, con el fin de invertir su sentido, de modo que en la gráfica, cuanto más se acerque a uno será mejor.

$$Dato\ Normalizado = 1 - \frac{V_i - Min(V_1, V_2, \dots, V_n)}{Max\ V_1, V_2, \dots, V_n - Min(V_1, V_2, \dots, V_n)} + 1$$

De este modo, todas las medidas de desempeño tomadas para la comparación mientras más cerca se encuentren a uno, más ajustado se encontrará el modelo con relación a esa medida de desempeño, y en caso contrario mientras la medida se acerque más a dos, menos ajustado será el modelo respecto a esa medida de desempeño.

Nota: al dato normalizado se le sumó una unidad con el fin de adecuar las gráficas comparativas en un rango de 1-2 para mejor visualización.

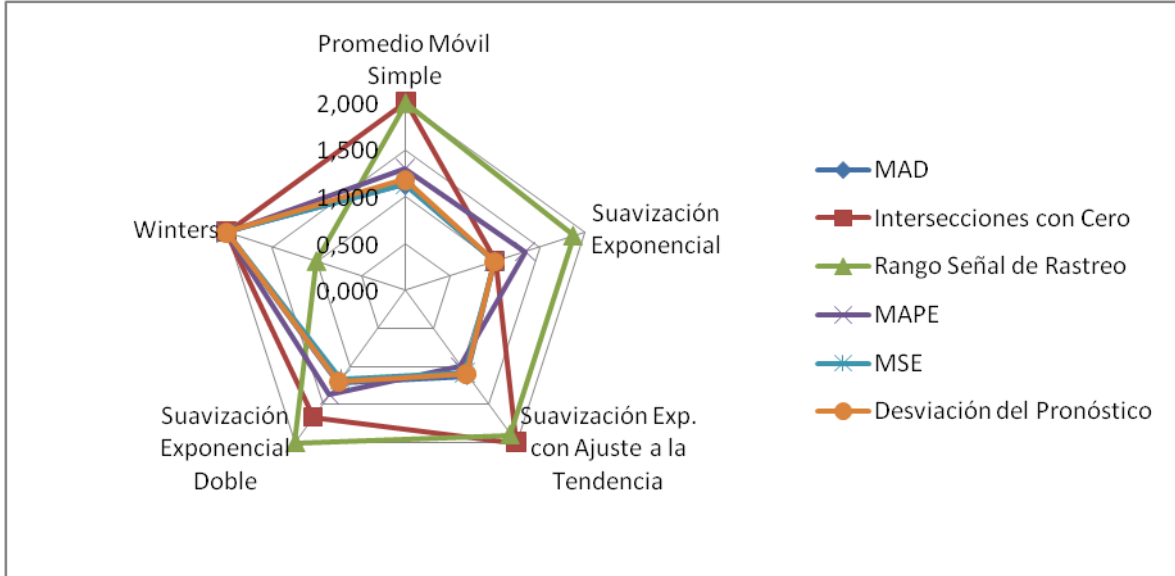
Las medidas de desempeño incluidas en las gráficas de comparación son:

- MAD: desviación media absoluta (*Mean Average Deviation*).
- Intersecciones con cero: número de veces que la gráfica de señal de rastreo atraviesa por el eje x (MAD=0).
- Rango de la señal de rastreo: indica el número máximo de la señal de rastreo, menos el mínimo.
- MAPE: porcentaje del error medio absoluto (*Mean Absolute Percentage Error*).
- MSE: Error medio Cuadrático (*Mean Square Error*).
- Desviación Estándar del Pronóstico.

A continuación se explican cada una de las gráficas de comparación.

2.3.1 Gráfica de medidas de desempeño por modelos de pronósticos. En la Figura 9 se muestra la gráfica de comparación que indica las medidas de desempeño (series) por cada modelo (ejes). Allí el usuario podrá comparar integralmente los parámetros de cada uno de los modelos. Por ejemplo, en el caso mostrado en la Figura 9, se puede apreciar que el modelo de Suavización Exponencial Doble es apropiado si se considera la desviación del pronóstico, MAD y MSE, ya que sus valores se acercan a 1, pero es menos conveniente si se considera el Rango de la Señal de Rastreo e intersecciones con cero que toman valores cercanos a dos, de 2,0 y 1,77 respectivamente.

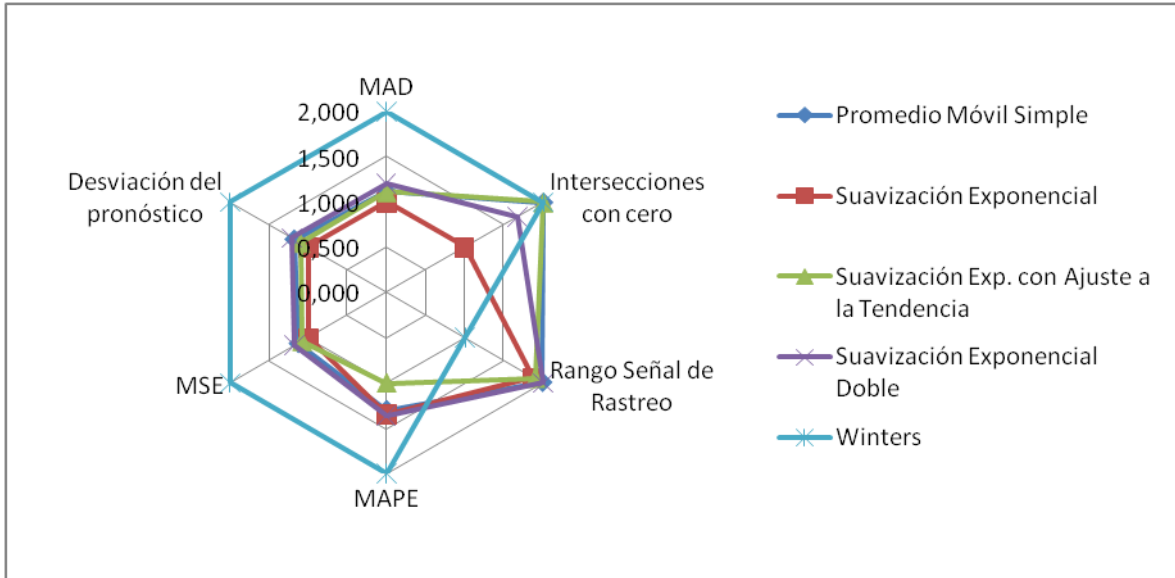
Figura 9. Gráfica de comparación modelo vs medida de desempeño.



Fuente: elaboración propia.

Gráfica de modelos de pronósticos por medida de desempeño. La Figura 10 se muestra la gráfica de comparación que indica los valores obtenidos por cada modelo calculado (series) respecto de las medidas de desempeño (ejes). El usuario, en este caso, puede analizar cuál es el efecto de cada uno de los parámetros por cada modelo, identificando los que se relacionan mejor con cada medida. Por ejemplo, en el caso mostrado en la Figura 10, se puede apreciar que la medida de desempeño de Intersecciones con cero es apropiada si se consideran los modelos de Suavización Exponencial y Suavización Exponencial Doble, ya que sus valores se acercan a 1, pero es menos conveniente si se consideran los modelos de Winters, Promedio Móvil Simple y Suavización Exponencial con Ajuste de Tendencia.

Figura 10. Gráfica de comparación medida de desempeño Vs modelo.



Fuente: elaboración propia.

El objetivo de los gráficos de radar anteriormente mostrados y explicados, es que se puede obtener información relevante sobre la exactitud y el desempeño de los modelos de proyección utilizados y hacer comparaciones objetivas entre ellos, lo que servirá para mejorar el proceso de toma de decisiones en lo referente a la utilización y selección de modelos de series de tiempo.

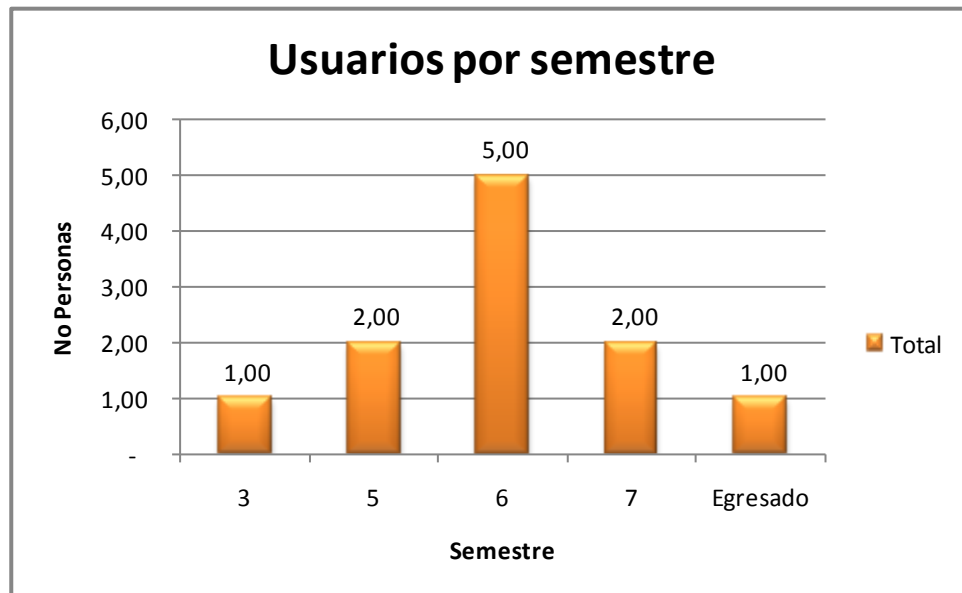
3 PRUEBA PILOTO

Con el objetivo de probar la herramienta FOR TSM con estudiantes que tuvieran un conocimiento básico sobre el tema de pronósticos, se convocó al Semillero de Investigación en Gestión de la Producción y Logística de la Universidad EAFIT. A este grupo de estudiantes se les explicó brevemente en qué consistía el proyecto de grado y la herramienta desarrollada. Posteriormente se les pidió que ingresaran a Microsoft Excel®, abrieran el archivo que contiene la herramienta y comenzaran a desarrollar los modelos incluidos en esta. Durante la sesión se presentaron algunas dudas del manejo del sistema y la información arrojada, como la forma de ingresar la demanda histórica y la visualización de los resultados obtenidos.

Al finalizar la prueba piloto, se les pidió que diligenciaran la encuesta mostrada en el anexo A para evaluar el uso, la satisfacción y el desempeño que tuvo la herramienta durante su ejecución. También se les preguntó qué problemas tuvieron y que observaciones harían para mejorar la herramienta. Finalmente se realizó una sesión de grupo, donde se preguntó a los asistentes cuáles eran sus percepciones generales del sistema y las oportunidades de mejora.

Las características de los usuarios que participaron de la prueba piloto son las siguientes: asistieron 11 personas, de los cuales el 9% eran de tercer semestre, el 18% de quinto semestre, el 45% eran de sexto semestre, el 18% eran de séptimo semestre y el 9% eran egresados de Ingeniería de Producción de la Universidad EAFIT (ver Figura 11). De los usuarios el 100% habían visto el tema de pronóstico en alguna materia de la carrera.

Figura 11. Número de usuarios que participaron en la prueba piloto de la herramienta FOR TSM por semestre de Ingeniería de Producción de la Universidad EAFIT.



Fuente: elaboración propia.

El promedio de calificación y la moda de las preguntas 1.1 a 3.7 se muestran en la Tabla 10.

Tabla 10. Promedio de calificación y moda por pregunta.

N°	Pregunta	Promedio de Calificación	Moda
1.1	Recomendaría esta herramienta a alguna persona para su uso	4,55	5
1.2	Cuál es su grado de satisfacción general	4,10	4
2.2	La herramienta FOR TSM es fácil de usar para realizar pronósticos de series de tiempo	4,45	4
2.3	Se sentiría cómodo usando FOR TSM para realizar pronósticos	4,64	5
2.4	Lo usaría para realizar los trabajos de alguna de las materias de la universidad	5,00	5
2.5	Al momento de necesitar realizar un pronóstico, en qué grado cree que FOR TSM le ayudaría	4,45	4
2.6	Cree usted que este es un método efectivo para la enseñanza de pronósticos	4,64	5
3.1	Se siente confiado de los cálculos que arroja la herramienta	4,64	5
3.2	Comprendió la aplicación e importancia de cada hoja de cálculo	4,27	4
3.3	La herramienta es suficientemente detallada como para comprender su completo funcionamiento	3,45	3
3.4	Comprendió los resultados arrojados por la herramienta	4,18	4
3.5	La gráfica de comparación le permite tomar decisiones acerca de qué modelo usar para la demanda histórica introducida	4,00	4
3.6	Cree que con las medidas de error mostradas puede tomar decisiones acerca del modelo más adecuado	4,45	5
3.7	En qué grado le parece la interfaz de usuario permite una agradable interacción	4,09	4
Total general		4,35	5

Fuente: elaboración propia.

Cuando se les preguntó si tenían alguna observación acerca de la herramienta, el 27% de los usuarios hizo recomendaciones, indicando principalmente que:

- Se hace necesario tener links en cada una de las hojas de los modelos con el fin de hacer la navegación entre ellos más fácil.
- No borra los resultados de los modelos que no se han seleccionado.

Respondiendo a estas observaciones, se mejoró la herramienta, permitiendo que el usuario sólo navegue en las hojas de los modelos calculados por medio de links, haciendo que las hojas de los modelos no calculados, no se mostraran.

La calificación más baja (3.45 puntos promedio y moda 3) se dio en la pregunta 3.3: *¿La herramienta es suficientemente detallada como para comprender su completo funcionamiento?* Los usuarios manifestaron en la sesión de grupo que la herramienta no era suficientemente clara, y que no sabían cómo usarla sin una explicación más detallada. Para ello se hizo, además del manual de usuario ya creado (mostrado en el anexo B), una guía rápida ubicada en la herramienta FOR TSM, la cual se muestra en la sección 2.1.4, que permitiera a los usuarios comprender la herramienta más fácilmente.

La calificación más alta (5.00 puntos promedio) se dio en la pregunta 2.4: *¿Lo usaría para realizar los trabajos de alguna de las materias de la universidad?* Lo cual indica que el propósito para el cual se creó la herramienta se estaba cumpliendo en los resultados preliminares que se tenía. Además los usuarios manifestaron que en un alto grado (mayor a 4.60 puntos promedio) se sintieron confiados de los cálculos que arrojó el sistema (pregunta 3.1), y creen que la herramienta brinda un método efectivo para la enseñanza de pronósticos (pregunta 2.6).

En cuanto la satisfacción de los usuarios, la calificación promedio fue de 4.32 puntos, teniendo en cuenta que la satisfacción general fue de 4.10 puntos promedio, con una moda de 4 (pregunta 1.2) y por encima del promedio, los

usuarios recomendarían la herramienta (pregunta 1.1, 4.55 puntos promedio y moda 5).

Con relación al uso de la herramienta, los usuarios consideraron que la herramienta es fácil de usar, con un promedio de 4.45 puntos y moda de 4 (pregunta 2.2), y que al momento de realizar un pronóstico creen que FOR TSM les ayudaría, con un promedio de 4.45 puntos (pregunta 2.5). La calificación general para el uso del sistema fue de 4.64 puntos promedio.

En el desempeño de la herramienta, se comprendió la aplicación y la importancia de cada hoja de cálculo en 4.27 puntos promedio y moda de 4 (pregunta 3.2). La calificación que dieron los usuarios cuando se les preguntó si creían que con las medidas de error mostradas, podían tomar decisiones acerca del modelo más adecuado fue de 4.45 puntos promedio (pregunta 3.6) y si consideraban que la interfaz de usuario les permitía una agradable interacción fue de 4,09 puntos promedio (pregunta 3.7).

4 CONCLUSIONES

- La revisión de la literatura, así como de algunos software de pronósticos tanto académicos como comerciales, permitieron definir cuáles son los modelos de proyección de series de tiempo más empleados, tanto en los cursos de Administración de Operaciones como en la industria, los cuales fueron seleccionados, codificados e incluidos en la herramienta desarrollada en este proyecto.
- Aunque en la literatura existen diversas formas de nombrar, representar y explicar los modelos de series de tiempo, con el proyecto se lograron identificar los autores y libros que normalmente son utilizados en los cursos de Administración de Operaciones y Logística, de manera que independientemente del libro utilizado y haciendo los ajustes pertinentes a la notación empleada, la herramienta pueda servir para la enseñanza de los pronósticos mediante el empleo de modelos de series de tiempo.
- La herramienta FOR-TSM genera de manera rápida y confiable modelos de proyección con su respectivo análisis detallado del error, tablas de resumen y de comparación de indicadores de exactitud y desempeño y modelos análogos tipo radar o de línea; información que es fundamental en la enseñanza y análisis de pronósticos mediante la simulación de modelos de series de tiempo.
- Las diferentes formas de inicializar los modelos y los parámetros que contiene cada uno de ellos, permitirá a los estudiantes comprender los efectos que estos valores tienen sobre los pronósticos y su desempeño proporcionándole más información en la toma de decisiones.

- La utilización de VBA para el desarrollo de herramientas que sirvan para la enseñanza y el análisis de temas como los modelos de series de tiempo aplicados a los pronósticos, son de gran utilidad ya que se obtienen resultados de procesos repetitivos de manera rápida y confiable, disminuyéndose así los tiempos destinados para la parte operativa e incrementándolos en la parte de análisis y toma de decisiones.
- La realización de la prueba piloto permitió obtener información de primera mano de usuarios potenciales de la herramienta. Esta información permitió corregir aspectos en la herramienta como la implementación de link en cada una de las hojas de los modelos, borrar los resultados de los modelos que no se han seleccionado e incluir mejoras como la guía rápida de usuario y permitir navegar sólo en las hojas de los modelos calculados.
- Aunque los resultados sobre usabilidad, satisfacción y desempeño obtenidos en la prueba piloto no pueden considerarse estadísticamente válidos debido a la cantidad de personas que participaron en la misma, es importante resaltar que los usuarios consideraron la herramienta como un método eficaz de enseñanza, se sintieron confiados con los resultados obtenidos y la usarían para realizar sus trabajos de clase.
- De acuerdo a lo resultados de la prueba pilotos realizada con estudiantes con cualificación en el tema de pronósticos de series de tiempo, se puede concluir que es necesario contar con un manual de usuario lo suficientemente claro de la herramienta que permita tener una guía acerca del funcionamiento y posibilidades de la misma, ya que conocer del tema no es garantía suficiente para saber utilizarla.

5 RECOMENDACIONES

- Migrar este tipo de herramientas a una plataforma tecnológica de mayor capacidad de compilación, con el fin de mejorar la rapidez y precisión de los cálculos.
- Desarrollar la herramienta, de manera que permita almacenar datos históricos, para que el usuario pueda comparar los resultados posteriormente, y pueda ser aplicable a nivel empresarial.
- Complementar la herramienta con otros módulos relacionados con la Planeación y Administración de Operaciones, con el fin de integrar cada vez más los conceptos empresariales al ámbito académico.
- Realizar un proyecto de investigación para realizar comparaciones multi-objetivo por medio de teorías como la lógica fuzzy o la frontera de Pareto, para disminuir la subjetividad en el proceso de selección de modelos a partir de medidas de desempeño.
- Implementar otros modelos de pronósticos, que sean útiles para la enseñanza del tema en los cursos de Administración de Operaciones.
- Recomendar su aplicación a otros cursos de administración e ingeniería, donde su uso pueda ser considerado.
- Desarrollar herramientas académicas similares para otros procesos como la Planeación de Ventas y Operaciones, la Gestión de Inventarios, la programación de producción, el almacenamiento, entre otros, que permitan mejorar y ser más productivos en el proceso de enseñanza de estos temas

y que a su vez aumenten la capacidad de toma decisiones de los futuros profesionales.

BIBLIOGRAFÍA

Abraham, B., & Ledolter, J. (1983). *Statistical methods for forecasting*. New York: John Wiley and Sons.

Akkermans H. and Vos B (2003). Amplification in service supply chain; an exploratory study from the telecom industry. *Production and Operations Management*, 12, pp 204 - 223.

Armstrong, J.S. (1985). *Long-range Forecasting: From crystal ball to computer*, New York: John Wiley and Sons.

Bartolomei, S. M., & Sweet, A. L. (1989). A note on a comparison of exponential smoothing methods for forecasting seasonal series. *International Journal of Forecasting* 5, pp 111 – 116.

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco, Holden Day (revised ed. 1976).

Brown, R. G. (1959). *Statistical forecasting for inventory control*. New York: McGraw-Hill

Brown, R. G. (1963). *Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

Carreno, J., & Madinaveitia, J. (1990). A modification of time series forecasting methods for handling announced price increases. *International Journal of Forecasting*, 6, pp 479 – 484

Castro C.A. 2008. *Planeación de la producción*. pp 31 -78. Medellín, Colombia. Primera Edición. ISBN 978-958-720-017-1

Chase, R.B., Jacobs F.R y Aquilano N.J. 2000. *Administración de producción y Operaciones, Manufactura y Servicios*. pp 504-528. Santa fe de Bogotá, Colombia. Octava Edición ISBN 958-41-0071-8

Chase, R.B., Jacobs F.R y Aquilano N.J. 2001. *Operation Managemente for Competitive Advantage*. pp 432-465. Nueva York, USA. Novena Edición ISBN 0-07-232315-9

Chase, R.B., Jacobs F.R y Aquilano N.J. 2004. *Administración de la producción y Operaciones para una ventaja competitiva*. pp 529-550. México. Décima Edición ISBN 970-10-4468-1

Chase, R.B., Jacobs F.R y Aquilano N.J. 2004. *Administración de la producción y Operaciones para una ventaja competitiva*. pp 529-550. México. Décima Edición ISBN 970-10-4468-1

Chase, R.B., Jacobs F.R y Aquilano N.J. 2006. *Operations Management for Competitive Advantage*. pp 510-544. Nueva York, USA. Onceava Edición ISBN 0-07-298393-0

Chatfield C, Koehler AB, Ord JK and Snyder RD (2001). A new look at models for exponential smoothing. *Journal of the Royal Statistical Society, Series D*, 50, pp 147 - 159.

Chen H and Boylan JE (2007). Use of individual and group seasonal indices in subaggregate demand forecasting. *Journal of the Operational Research Society* 58, pp 1660 - 1671.

Chen YF, Drezner Z, Ryan JK y Simchi-Levi D (2000). Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: The impact of forecasting, lead-times and information. *Management Science* 46, pp 436 - 443.

Dekker R, van Donselaar K and Ouwehand P (2004). How to use aggregation and combined forecasting to improve seasonal demand forecasts. *International Journal of Production Economics* 90, pp 151 - 167.

Fandel, G., Francois, P., & Gubitz, K. -M. (1997). PPS- und integrierte betriebliche Softwaresysteme. Grundlagen, Methoden, marktanalyse. Berlin: Springer.

Forrester JW (1958). Industrial dynamics: A major breakthrough for decision makers. *Harvard Business Review* 36, pp 37–66.

Gaither, N & Frazier, G (1999). *Administración de Producción y Operaciones*. pp 58-93. Tercera Edición. USA. ISBN 0-13-849936-5

Gardner E.S. (1990). Evaluating forecasting performance in an inventory control system. *Management Science* 36, pp 490 - 499.

Gardner E.S. and McKenzie E. (1985). Forecasting trends in time-series. *Management Science* 31, pp 1237–1246.

Gardner Jr., E. S. (1985). Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of Forecasting*, 4, pp 1 - 38.

Gardner Jr., E. S., & McKenzie, E. (1988). Model identification in exponential smoothing. *Journal of the Operational Research Society*, 39, pp 863 - 867.

Gooijer J.G., Hyndman R.J. (2006). 25 years of time series forecasting. *International Journal Forecasting* 22, Tema 3, pp 443 - 473.

Heizer, J. & Render, B. (1997). Dirección de la Producción, Decisiones Estratégicas. pp 160 – 191. Cuarta Edición. Madrid, España. ISBN 0-13-439985-4

Heizer, J. & Render, B. (2001). Dirección de la Producción, Decisiones Estratégicas. pp 81 – 138. Sexta Edición. Madrid, España. ISBN 84-205-2924-9

Heizer, J. & Render, B. (2007). Dirección de la Producción y de Operaciones, Decisiones Estratégicas. pp 131 – 196. Octava Edición. Madrid, España. ISBN 978-84-8322-360-4

Heizer, J. & Render, B. (2009). Principios de Administración de Operaciones. pp 103 – 153. Séptima Edición. México. ISBN 978-607-442-099-9

Hanssens, D. M., Parsons, L. J., & Schultz, R. L. (2003). Market response models: Econometric and time series analysis, Segunda Edición. Boston7

Harrison P.J. (1967). Exponential smoothing and short term sales forecasting. Management Science 13, pp 821 - 842.

Holt, C. C. (1957). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted averages. O.N.R. Memorandum 52/1957, Carnegie Institute of Technology. Reprinted with discussion in 2004. International Journal of Forecasting, 20, pp 5 – 10.

Hyndman, R. J. (2001). It's time to move from what to why. International Journal of Forecasting, 17, pp 567– 570.

Johnston F.R. (1980). An interactive stock control system with a strategic management role. Journal of the Operational Research Society 31, pp 1069 - 1084.

Kluwer Russell, R.S, & Taylor, B.W (2000). Operation Management. pp 447-494. Tercera Edición. Estados Unidos. ISBN 0-13-849936-5

Kolmogorov, A. N. (1941). Stationary sequences in Hilbert space (in Russian). Bull. Math. Univ. Moscow, 2(6), pp 1- 40.

Krajewski L. & Ritzman L. 2000. Administración de Operaciones, Estrategia y Análisis. pp 520 - 550. Masachusetts, Estados Unidos. Octava Edición. ISBN 970-26-1217-9

Krajewski L. & Ritzman L. 2008. Administración de Operaciones, Procesos y Cadenas de Valor. pp 520 - 542. México. Quinta Edición. ISBN 968-444-411-7

Kusters, U, McCullough, B.D. & Bell, M. (2006). Forecasting software: Past, present and future. International Journal of Forecasting 22, pp 599– 615

Küsters, U., McCullough B.D. y Bell, M (2006). Forecasting software: Past, present and future. International Journal of Forecasting 22, pp 599 – 615

Lee HL, So K.C. and Tang C.S. (2000). The value of information sharing in a two-level supply chain. Management Science 46, pp 626 - 643.

Makridakis S., Wheelwright S.C. 1977. Forecasting Methods for Management. pp 28-50. Nueva York, Estados Unidos. Segunda Edición ISBN 0-471-0-2225-X

Makridakis S., Wheelwright S.C. 1998. Métodos de Pronósticos. pp 78 - 106. Nueva York, Estados Unidos. Quinta Edición ISBN 968-18-4879-9

Makridakis, S., & Hibon, M. (1991). Exponential smoothing: The effect of initial values and loss functions on post-sample forecasting accuracy. International Journal of Forecasting 7, pp 317- 330.

Mentzer, J. T. & Kahn, K. (1995). Forecasting technique familiarity, satisfaction, usage and application. *Journal of Forecasting*, 14, pp 465-476

Mentzer, J.T. & Cox, J.E. (1984). Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. *Journal of Forecasting*, 3 (1), pp 27-36.

Muth, J. F. (1960). Optimal properties of exponentially weighted forecasts. *Journal of the American Statistical Association* 55, pp 299 - 306.

Nahmias, S. (1999). *Análisis de la Producción y las Operaciones*. pp 57- 104. México. Tercera Edición. ISBN 968-26-1156-3

Nahmias, S. (2007). *Análisis de la Producción y las Operaciones*. pp 51- 106. México, D.F. Quinta Edición. ISBN 007-286538-5

Castro, C.A & Uribe, D.C (2011). Optimización de parámetros y de valores de inicio para el modelo de Holt basado en señales de rastreo. *Revista EIA. Escuela de Ingeniería de Antioquia*, 14, p 118. ISSN 1794-1237

Pegels, C. C. (1969). Exponential smoothing: Some new variations. *Management Science* 12, pp 311 - 315.

Render, B. & Heizer, J. (1996). *Administración de Operaciones*. pp 45 – 72. Primera Edición. México. ISBN 0-205-15644-4

Render, B. & Heizer, J. (2004). *Principios de Administración de Operaciones*. pp 101 – 151. Quinta Edición. México. ISBN 970-26-0525-3

Roberts, S. A. (1982). A general class of Holt–Winters type forecasting models. *Management Science*, 28, pp 808– 820.

Rosas, A. L., & Guerrero, V. M. (1994). Restricted forecasts using exponential smoothing techniques. *International Journal of Forecasting* 10, pp 515 - 527.

Sanders, N. R. y Manrodt, K. B. (2003). Forecasting software in practice: Use, satisfaction, and performance. *Interfaces* 33, pp 90 - 93.

Satchell, S., & Timmermann, A. (1995). On the optimality of adaptive expectations: Muth revisited. *International Journal of Forecasting* 11, pp 407 - 416.

Silver E.A., Pyke D.F., Peterson R. (1998). *Inventory Management and Production Planning and Scheduling*, pp 539-540. Tercera Edición. Estados Unidos

Sipper, D. & Bulfin, R.L. Jr. (1998). *Planeación y Control de la Producción*. pp 96 – 174. Primera Edición. México. ISBN 0-07-057682-3

Snyder, R. D. (1985). Recursive estimation of dynamic linear statistical models. *Journal of the Royal Statistical Society (B)* 47, pp 272 - 276.

Sterman JD (1989). Modeling managerial behavior: Misperception of feedback in a dynamic decision making experiment. *Management Science* 35, pp 321–339.

Syntetos A.A., Boylan J.E. y Disney S.M. (2009). Forecasting for inventory planning: a 50-year review. *Journal of the Operational Research Society*. 60, pp S149-S160

Trigg D. and Leach A. (1967). Exponential smoothing with an adaptive response rate. *Operational Resource Q* 18, pp 53 - 59.

Vollman, T.E, Berry W.L, Whybark, D.C, Jacobs, F.R. (2005). Planeación y Control de la Producción, Administración de la Cadena de Suministros. pp 29-62. ISBN 0-07-22-9990-8

Williams, D. W., & Miller, D. (1999). Level-adjusted exponential smoothing for modeling planned discontinuities. *International Journal of Forecasting*, 15, pp 273 - 289.

Winters, P. R. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 6, pp 324–342.

Yule, G. U. (1927). On the method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to WolferTs sunspot numbers. *Philosophical Transactions of the Royal Society London, Series A*, 226, pp 267– 298.

ANEXO A

Encuesta realizada a los usuarios de la prueba piloto de la herramienta FOR TSM

ENCUESTA USUARIOS FOR-TSM						
Nombre						
Carrera						
Semestre						
Ha visto el tema de pronósticos en la carrera		Si		No		
Indique su grado de satisfacción, siendo 1 el grado más bajo y 5 el más alto						
		1	2	3	4	5
1	SATISFACCION					
1.1	Recomendaría esta herramienta a alguna persona para su uso					
1.2	Cual es su grado de satisfacción general					
2	USO					
2.2	La herramienta FOR TSM es fácil de usar para realizar pronósticos de series de tiempo					
2.3	Se sentiría cómodo usando FOR TSM para realizar pronósticos					
2.4	Lo usaría para realizar los trabajos de alguna de las materias de la universidad					
2.5	Al momento de necesitar realizar un pronóstico, en que grado cree que FOR TSM le ayudaría					
2.6	Cree usted que este es un método efectivo para la enseñanza de pronósticos					
3	DESEMPEÑO					
3.1	Se siente confiado de los cálculos que arroja la herramienta					
3.2	Comprendió la aplicación e importancia de cada hoja de cálculo					
3.3	La herramienta es suficientemente detallada como para comprender su completo funcionamiento					
3.4	Comprendió los resultados arrojados por la herramienta					
3.5	La gráfica de comparación le permite tomar decisiones acerca de qué modelo usar para la demanda histórica introducida					
3.6	Cree que con las medidas de error mostradas puede tomar decisiones acerca del modelo más adecuado					
3.7	En qué grado le parece la interfaz de usuario permite una agradable interacción					
3.8	Tuvo algún problema con el uso de la herramienta, Cual (es)?:					
Observaciones						

ANEXO B

Manual de usuario de la herramienta FOR TSM.