

DISEÑO Y ELABORACIÓN DE UNA HERRAMIENTA DE PRONÓSTICOS PARA
PRODUCTOS DE CONSUMO MASIVO PARA LA EMPRESA XYZ.

ANDRÉS FELIPE ORTEGÓN MUÑOZ
CARLOS ANDRÉS OCAMPO BARREIRO

UNIVERSIDAD ICESI
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
SANTIAGO DE CALI
2013

DISEÑO Y ELABORACIÓN DE UNA HERRAMIENTA DE PRONÓSTICOS PARA
PRODUCTOS DE CONSUMO MASIVO PARA LA EMPRESA XYZ.

ANDRÉS FELIPE ORTEGÓN MUÑOZ
CARLOS ANDRÉS OCAMPO BARREIRO

PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR AL TÍTULO
DE INGENIERO INDUSTRIAL

TUTOR TEMÁTICO
ING. LUIS FELIPE CARDONA OLARTE
ASISTENTE DE INVESTIGACIÓN

UNIVERSIDAD ICESI
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
SANTIAGO DE CALI
2013

TABLA DE CONTENIDO

| | pág |
|---|-----------|
| Tabla de Contenido..... | 3 |
| LISTA DE FIGURAS | 6 |
| LISTA DE TABLAS | 8 |
| LISTA DE ECUACIONES..... | 9 |
| LISTA DE ANEXOS | 10 |
| 1. MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE PRONÓSTICO..... | 6 |
| 1.1 TÍTULO DEL PROYECTO | 6 |
| 1.2 PROBLEMA A TRATAR | 6 |
| 1.3 Análisis y Justificación del Problema | 7 |
| 1.3.1 Causas | 9 |
| 1.3.2 Efectos | 9 |
| 1.4 Planteamiento del Problema | 9 |
| 1.5 DELIMITACIÓN Y ALCANCE | 10 |
| 1.5.1 Tiempo | 10 |
| 1.5.2 Espacio | 10 |
| 1.5.3 Alcance | 10 |
| 2. OBJETIVOS | 12 |
| 2.1 OBJETIVO GENERAL | 12 |
| 2.2 OBJETIVO DEL PROYECTO | 12 |
| 2.3 OBJETIVOS ESPECIFICOS..... | 12 |
| 3. MARCO DE REFERENCIA | 13 |
| 3.1 ANTECEDENTES O ESTUDIOS PREVIOS..... | 13 |
| 3.2 MARCO TEÓRICO | 16 |
| 3.2.1 Pronósticos | 16 |
| 3.2.2 Excel | 19 |
| 3.2.3 Software de Pronósticos | 20 |
| 3.2.4 Excel vs Software de Pronósticos | 21 |
| 4. METODOLOGÍA..... | 23 |
| 5. MATRIZ DE MARCO LÓGICO..... | 24 |

| | |
|---|-----------|
| 6. ADMINISTRACIÓN DEL PROYECTO | 25 |
| 6.1 RECURSOS | 25 |
| 6.1.1 Financieros..... | 25 |
| 6.1.2 Equipos | 25 |
| 6.1.3 Humanos..... | 25 |
| 6.2 CRONOGRAMA | 25 |
| 7. DESARROLLO DEL PROYECTO | 26 |
| 7.1 PROCEDIMIENTO JERÁRQUICO PARA REALIZAR LOS PRONÓSTICOS EN LA PRÁCTICA | 26 |
| 7.1.1 CLASIFICACIÓN ABC | 28 |
| 7.1.2 SELECCIONAR CANTIDAD DE DATOS HISTÓRICOS..... | 28 |
| 7.1.3 TRATAMIENTO DE DATOS ATÍPICOS..... | 29 |
| 7.1.4 SELECCIONAR EL TIPO DE MÉTODO DE PRONÓSTICO PARA LA SERIE DE DATOS..... | 30 |
| 7.1.5 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS | 33 |
| 7.1.6 SELECCIONAR DE LA MEDIDA DE ERROR DE PRECISIÓN DE LA HERRAMIENTA..... | 33 |
| 7.2 SELECCIÓN DE UNA METODOLOGÍA POR CADA PASO DEL PROCESO PARA EL CASO DE ESTUDIO DE LA EMPRESA XYZ..... | 34 |
| 7.2.1 CLASIFICACIÓN ABC | 34 |
| 7.2.2 SELECCIONAR LA CANTIDAD DE DATOS HISTÓRICOS | 35 |
| 7.2.3 TRATAMIENTO DE DATOS ATÍPICOS..... | 36 |
| 7.2.4 SELECCIÓN DEL MÉTODO DE PRONÓSTICOS A UTILIZAR | 37 |
| 7.2.5 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS | 40 |
| 7.2.6 SELECCIÓN DE LA MEDIDA DE ERROR A UTILIZAR | 41 |
| 7.3 DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA..... | 41 |
| 7.3.1 FASES DE LA HERRAMIENTA | 44 |
| 7.3.2 PRONÓSTICO AUTOMÁTICO | 45 |
| 7.3.3 PRESENTACIÓN DE RESULTADOS..... | 47 |
| 7.3.4 AJUSTE PERSONALIZADO | 48 |
| 7.4 PRUEBA SIMULADA..... | 50 |
| 7.4.1 DATOS DISPONIBLES PARA REALIZAR LA PRUEBA SIMULADA..... | 50 |
| 7.4.2 PROCEDIMIENTO UTILIZADO | 51 |
| 7.4.3 RESULTADOS DE LAS PRUEBAS | 52 |

| | |
|--|-----------|
| 8. RESULTADOS GENERALES DEL PROYECTO Y ANÁLISIS..... | 58 |
| 8.1 PROCEDIMIENTO JERÁRQUICO PARA REALIZAR UN PRONÓSTICO | 58 |
| 8.2 SELECCIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA UN CASO DE ESTUDIO | 58 |
| 8.3 HERRAMIENTA FORECASTING TOOL | 58 |
| 8.4 PRECISIÓN DE LA HERRAMIENTA VS PRECISIÓN DEL MÉTODO ACTUAL (RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN) | 59 |
| 9. Conclusiones | 63 |
| 10. Recomendaciones | 65 |
| 11. BIBLIOGRAFÍA..... | 66 |
| 12. ANEXOS..... | 71 |
| ANEXO 1: Diagrama causa – efecto | 71 |
| ANEXO 2 Bibliografía Adicional: Métodos de Pronósticos | 72 |
| ANEXO 3. Matriz de Marco Lógico..... | 73 |
| ANEXO 4. Cronograma..... | 78 |
| ANEXO 5: Resultados Numéricos de las pruebas realizadas con Forecasting Tool | 79 |

LISTA DE FIGURAS

| | pág |
|--|-----------|
| <i>Figura 1: Proceso de Planeación de la Producción.....</i> | <i>7</i> |
| <i>Figura 2: Gráfico de Dispersión del MAPE promedio de todos los productos de la empresa XYZ.....</i> | <i>8</i> |
| <i>Figura 3 Grafico de Dispersión con la comparación del MAPE promedio de los productos vendidos al Éxito y el MAPE promedio de los productos vendidos a todos los clientes.....</i> | <i>11</i> |
| <i>Figura 4 Diagrama de flujo de proceso de generación de pronósticos en la empresa XYZ a través de las reuniones del S&OP.....</i> | <i>14</i> |
| <i>Figura 5 Procedimiento Jerárquico para el desarrollo de un pronóstico</i> | <i>27</i> |
| <i>Figura 6 Ejemplo de la Clasificación ABC</i> | <i>35</i> |
| <i>Figura 7 Ejemplo de la cantidad de Datos de Inicialización y Simulación.....</i> | <i>36</i> |
| <i>Figura 8 Adds-in creado con la Macro de la herramienta</i> | <i>43</i> |
| <i>Figura 9 Seleccionar los datos históricos</i> | <i>44</i> |
| <i>Figura 10 Plantilla para los datos históricos</i> | <i>45</i> |
| <i>Figura 11 Formulario para ingresar parámetros para realizar el Pronóstico de forma automática ..</i> | <i>46</i> |
| <i>Figura 12 Plantilla para la presentación de resultados.....</i> | <i>47</i> |
| <i>Figura 13 Información presentada en la plantilla de presentación de resultados</i> | <i>48</i> |
| <i>Figura 14 Formulario para el análisis personalizado de los pronósticos de los productos tipo A</i> | <i>49</i> |
| <i>Figura 15 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado por la empresa después de las reuniones del S&OP para el sell in.....</i> | <i>53</i> |
| <i>Figura 16 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell in.....</i> | <i>53</i> |
| <i>Figura 17 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado por la empresa después de las reuniones del S&OP para el sell in.....</i> | <i>54</i> |
| <i>Figura 18 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell in.....</i> | <i>55</i> |
| <i>Figura 19 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell out.....</i> | <i>56</i> |

Figura 20 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell out 57

LISTA DE TABLAS

| | pág |
|---|-----------|
| <i>Tabla 1 Porcentaje de participación de los clientes de la empresa XYZ.....</i> | <i>15</i> |
| <i>Tabla 2 MAPE promedio dependiendo del tipo de software usado.....</i> | <i>42</i> |

LISTA DE ECUACIONES

| | pág |
|--|-----------|
| <i>Ecuación 1 Suavización Exponencial Simple</i> | <i>37</i> |
| <i>Ecuación 2 Suavización Exponencial Doble.....</i> | <i>38</i> |
| <i>Ecuación 3 Suavización Exponencial Triple Multiplicativo</i> | <i>38</i> |
| <i>Ecuación 4 Factor de Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad de Suavización Exponencial Triple Multiplicativo</i> | <i>39</i> |
| <i>Ecuación 5 Normalización del Factor de estacionalidad Suavización Exponencial Triple Multiplicativo.....</i> | <i>39</i> |
| <i>Ecuación 6 Suavización Exponencial Triple Aditivo</i> | <i>39</i> |
| <i>Ecuación 7 Factor de Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad de Suavización Exponencial Triple Aditivo.....</i> | <i>40</i> |
| <i>Ecuación 8 Normalización del Factor de estacionalidad Suavización Exponencial Triple Aditivo ...</i> | <i>40</i> |
| <i>Ecuación 9 Fórmula del MAD</i> | <i>41</i> |
| <i>Ecuación 10 Fórmula del MSE.....</i> | <i>41</i> |
| <i>Ecuación 11 Fórmula del MAPE</i> | <i>41</i> |

LISTA DE ANEXOS

| | pág |
|---|-----------|
| <i>ANEXO 1: Diagrama causa – efecto</i> | <i>71</i> |
| <i>ANEXO 2 Bibliografía Adicional: Métodos de Pronósticos</i> | <i>72</i> |
| <i>ANEXO 3. Matriz de Marco Lógico</i> | <i>73</i> |
| <i>ANEXO 4. Cronograma.....</i> | <i>78</i> |
| <i>ANEXO 5: Resultados Numéricos de las pruebas realizadas con Forecasting Tool</i> | <i>79</i> |

1. MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE PRONÓSTICO

1.1 TÍTULO DEL PROYECTO

Diseño y elaboración de una herramienta de pronósticos para productos de consumo masivo para la empresa XYZ.

1.2 PROBLEMA A TRATAR

XYZ es una empresa multinacional dedicada a la fabricación de productos de consumo masivo de aseo y cuidado para el hogar. Cuenta con un departamento de planeación de demanda, que se encarga de analizar las demandas de todos los productos que vende la empresa, para realizar los pronósticos de corto, mediano y largo plazo. También se ocupa de la gestión de los inventarios, analizar la cantidad de los mismos, sus costos y rotación. Con esta información, realiza mensualmente la reunión de S&OP (Sales and Operations Planning)¹, para acordar la planeación de producción del próximo mes.

Para la realización de los pronósticos, la empresa no cuenta con un software especializado en este campo. Por ello, actualmente utilizan Microsoft Excel, ya que encontraron en esta herramienta la practicidad y eficacia para realizar su planeación de demanda. No obstante, en los últimos dos años, la empresa ha empezado a tener inconvenientes con la precisión de sus pronósticos, ocasionando una mala planeación de sus compras y producción.

Por esta razón, se analizaron los métodos empleados por el departamento de Planeación de Demanda para realizar sus pronósticos y se identificaron varias oportunidades de mejora: Debido a que la empresa maneja más de trescientos (300) productos, y el tiempo para presentar los pronósticos es muy limitado, se utiliza el método de Promedio Móvil Simple, con tres periodos de referencia. Este tipo de pronóstico es muy sencillo, fácil y rápido de utilizar, pero en muchas ocasiones no representa el comportamiento real de los datos, pudiendo generar altos errores en los pronósticos de demanda.

Una de las consecuencias directas en los errores en la planeación, es el control de los inventarios. Una deficiencia de inventario ocasiona ventas perdidas y una

¹ El S&OP consta una serie de reuniones en las que se ajusta el pronóstico inicial o base dependiendo de las necesidades de cada departamento (descuentos, promociones, capacidad, entre otros).

posible pérdida de participación de mercado del producto. Un exceso de inventario, incrementa los costos y disminuye las utilidades.

Para los próximos años, la empresa proyecta aumentar la cantidad de referencias exportadas, para llegar a nuevos mercados. Por ello, se requiere un mejor proceso de pronóstico, para evitar la disminución de las utilidades debido a los altos costos de estos productos.

Es por esto que el proyecto busca desarrollar una herramienta capaz de seguir unos procedimientos específicos para tomar la decisión del mejor método de pronóstico a utilizar, realice las proyecciones y presente los resultados de tal forma que facilite su posterior uso.

1.3 Análisis y Justificación del Problema

Los pronósticos son la base inicial para el proceso de Planeación de la Producción como se muestra en la Figura 1, ya que su resultado es el insumo para la siguiente etapa, por lo que si se comete un error en este proceso, las consecuencias se verán en todas sus etapas

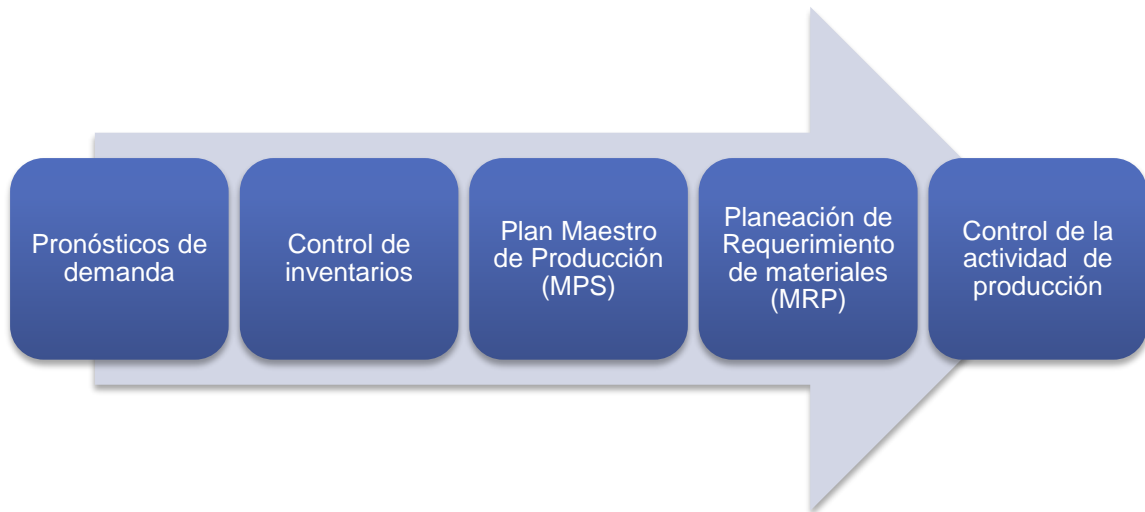


Figura 1: Proceso de Planeación de la Producción

Por ello, la empresa tiene establecido un indicador de control de sus pronósticos para todas sus sucursales en el mundo: El MAPE² debe ser menor al 20%. Esto para garantizar que los errores de los pronósticos no tengan un impacto que ponga en riesgo toda la planeación de la empresa.

Partiendo de este hecho, se presenta en la Figura 2 el MAPE promedio de todos los productos de la empresa XYZ, desde el mes de Junio del año 2011 hasta el mes de Marzo del 2013, para mostrar su variación en la demanda.

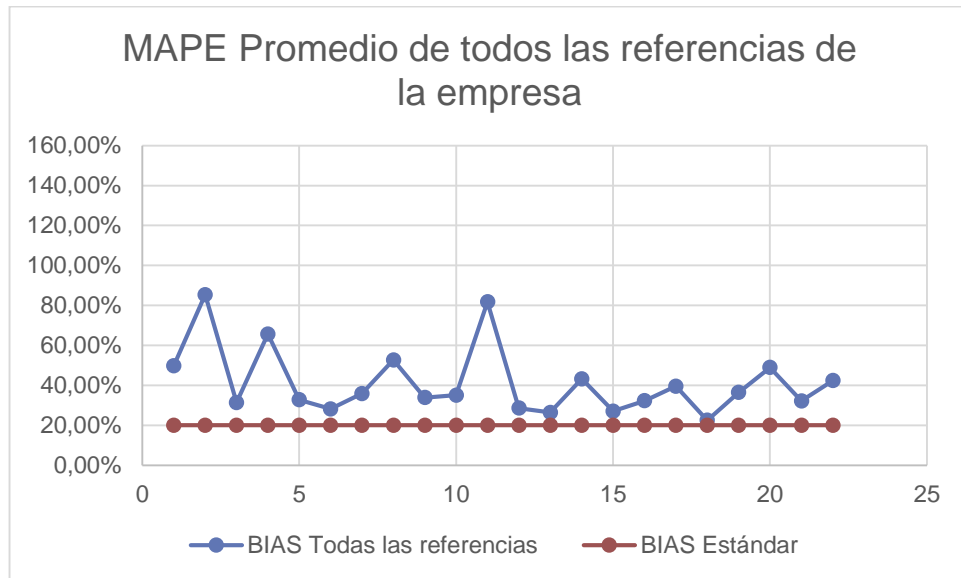


Figura 2: Gráfico de Dispersión del MAPE promedio de todos los productos de la empresa XYZ

El promedio del MAPE promedio de todos los productos de la empresa entre el periodo de tiempo graficado es de 41,44%, siendo en Julio 2011 el mayor valor con 85,38%. Igualmente, como vemos en el gráfico de dispersión, el BIAS se encuentra por encima del 20% en todos los meses.

Por lo anterior se demuestra que el proceso de pronóstico de demanda está por encima de los estándares mundiales de la empresa. En primera instancia, se propuso analizar el comportamiento de cada producto y de acuerdo a los resultados obtenidos, se sugiere un mejor método de pronóstico. Sin embargo, en la empresa XYZ existen más de 300 productos distintos que se venden

² El MAPE (Mean Absolute Percentage Error) es también llamado BIAS y mide en términos porcentuales la precisión del pronóstico comparando el MAD contra el dato de la demanda real (MAD/Dato real).

actualmente, y el tiempo disponible del Departamento de Planeación de Demanda para realizar los pronósticos es menor a 30 días, ya que las reuniones con S&OP son mensuales. Debido a que este departamento tiene otras funciones específicas en la empresa, es imposible dedicar todo el tiempo y equipo en esta actividad.

Por esta razón, es necesario desarrollar una herramienta capaz de obtener unos pronósticos efectivos, con un mínimo de tiempo utilizado, mejorando la productividad de las personas encargadas de dicha actividad.

1.3.1 Causas

En la Anexo 1 se muestra un diagrama causa – efecto donde se ilustran las posibles causas de tener los errores del pronóstico por encima de los estándares mundiales de la empresa. La herramienta a desarrollar, buscará solucionar el 66,67% de estas posibles causas, que corresponden a las subrayadas en rojo en el Anexo 1, con el fin de aumentar la probabilidad de que se aumente la precisión de los pronósticos.

1.3.2 Efectos

La planeación se realiza para estar preparados ante la incertidumbre que depara el futuro y poder cumplir con los requerimientos de la demanda a menores costos. Un pronóstico con los errores por encima del estándar mundial de la empresa afecta negativamente los procesos posteriores como el control de los inventarios, la planeación de la producción, el presupuesto financiero, la capacidad de la empresa, entre otros aspectos que dependen de una proyección futura. De ahí la importancia de realizar este proceso con el menor error posible, para lograr modelar y verificar el comportamiento de la demanda futura y poder disminuir los costos de la empresa, sin afectar el servicio al cliente.

1.4 Planteamiento del Problema

La empresa XYZ presenta en las referencias vendidas por la sucursal de Cali, errores de los pronósticos de demanda por encima de los estándares mundiales de la empresa.

1.5 DELIMITACIÓN Y ALCANCE

1.5.1 Tiempo

La planeación del proyecto se llevará a cabo en el segundo semestre del 2012, y el desarrollo del mismo en el primer semestre del 2013.

1.5.2 Espacio

Este proyecto se desarrollará en la empresa XYZ, en la sede de la ciudad de Cali. El departamento de la empresa con el cual se tendrá la mayor interacción es el de Planeación de la Demanda.

1.5.3 Alcance

El proyecto se concentrará en la planta de la empresa XYZ ubicada en la ciudad de Cali, Colombia. Tendrá una parte investigativa, con base a la literatura existente, sobre los pasos que se deben realizar para hacer un pronóstico. La segunda parte buscará aplicar la información relevante obtenida de la primera, para crear una herramienta que permita simplificar y mejorar el proceso de pronóstico para la planeación de todas las referencias de la empresa. A pesar de su aplicabilidad a las más de 300 referencias que actualmente vende XYZ, las pruebas de sus resultados se enfocarán en su cliente más importante, el Éxito, el cual no solo representa sus mayores ventas (tabla 1) sino que genera mayor impacto en el desfase del MAPE. En la figura 3, podemos ver el contraste del comportamiento del MAPE promedio de los productos vendidos al Éxito, desde el mes de Junio del año 2011 hasta el mes de Marzo del 2013, con el MAPE promedio de todos los productos vendidos por la empresa a todos sus clientes.

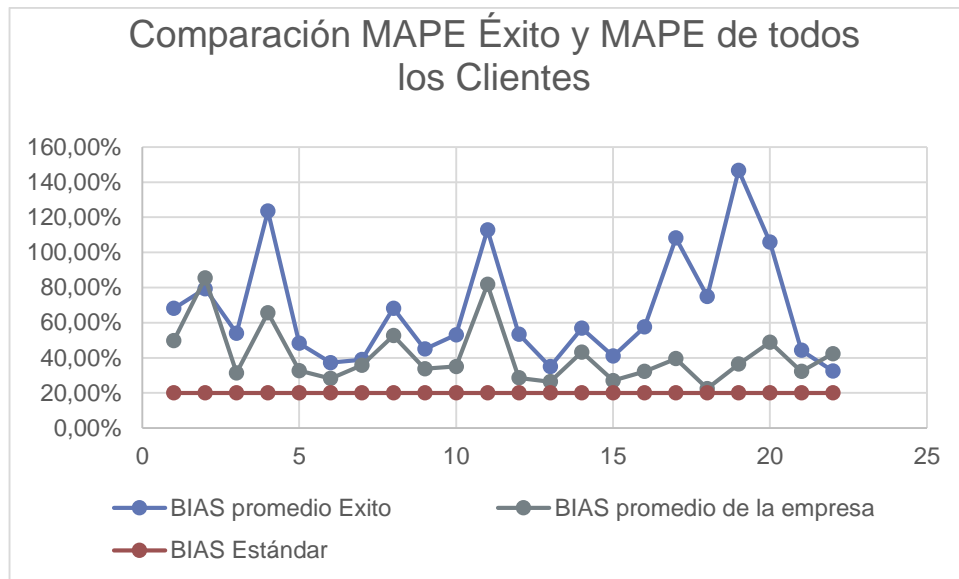


Figura 3 Grafico de Dispersión con la comparación del MAPE promedio de los productos vendidos al Éxito y el MAPE promedio de los productos vendidos a todos los clientes.

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

Contribuir al mejoramiento de la planeación de la demanda de la empresa XYZ

2.2 OBJETIVO DEL PROYECTO

Proponer y desarrollar una herramienta práctica que aumente la precisión de los pronósticos de venta y facilite el proceso de planeación de la demanda para la empresa XYZ

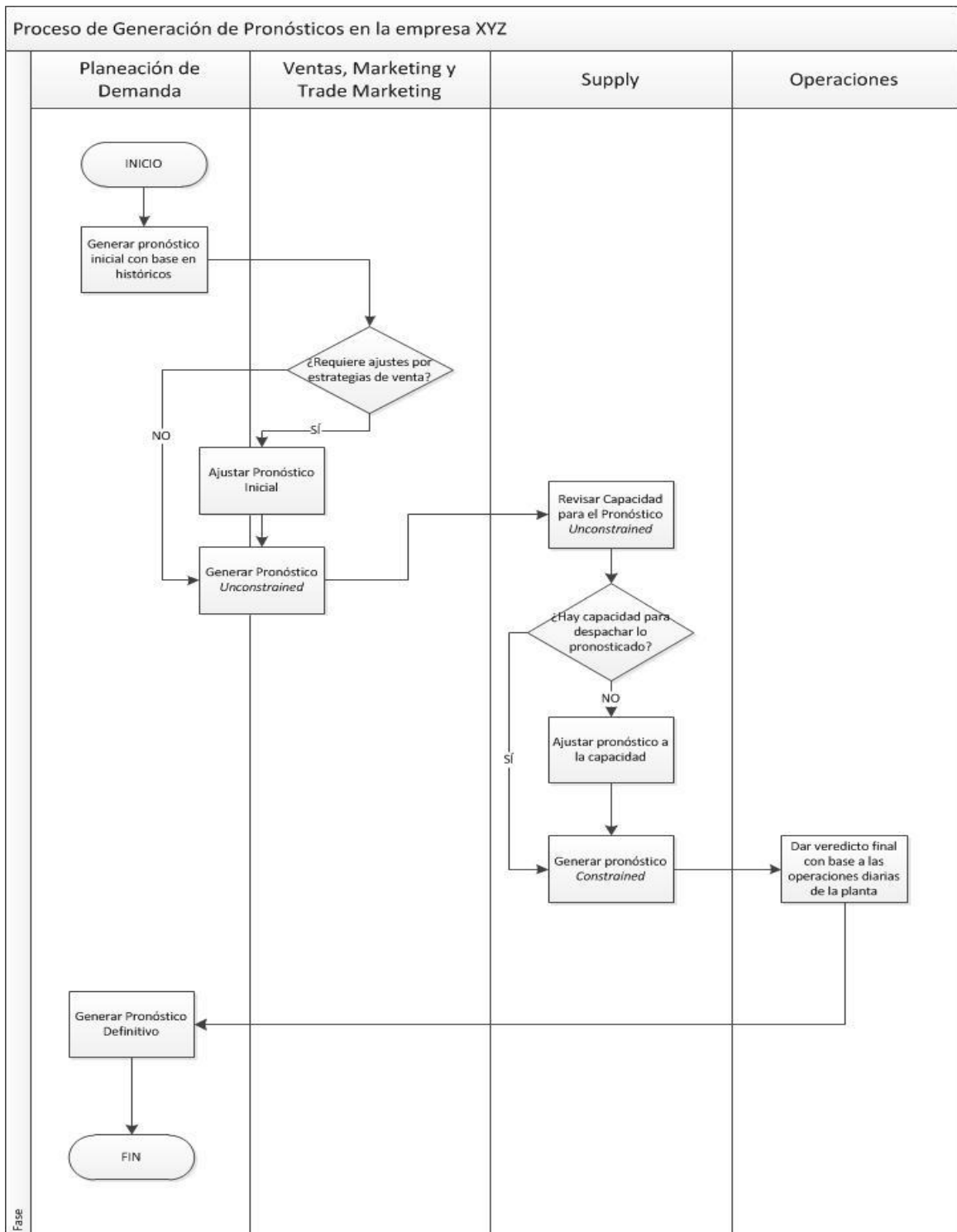
2.3 OBJETIVOS ESPECIFICOS

1. Desarrollar el procedimiento jerárquico para la elaboración de los pronósticos en la práctica, creando un plan de ejecución de las diferentes decisiones necesarias para realizar un pronóstico.
2. Seleccionar y describir una metodología estándar para tomar cada una de las decisiones necesarias para realizar un pronóstico con base en la literatura existente, para el caso de estudio de la empresa XYZ.
3. Desarrollar la herramienta de pronósticos que integre la metodología para la toma de decisiones de este proceso y que se adapte a las necesidades del departamento de Planeación de demanda de la empresa XYZ
4. Realizar una prueba simulada con los productos vendidos al Éxito, comparando los datos reales históricos de la empresa con los resultados obtenidos por la herramienta, para probar el desempeño de la misma.

3. MARCO DE REFERENCIA

3.1 ANTECEDENTES O ESTUDIOS PREVIOS

Para emitir los pronósticos de venta definitivos, XYZ cuenta con la planeación de ventas y operaciones, S&OP (Sales and Operation Planning) en la que participan ventas, marketing, trade marketing, planeación de la demanda y operaciones. Se comienza con la preparación de los datos por parte de cada departamento, donde planeación de la demanda prepara la base estadística para tomar las decisiones, que es un pronóstico inicial con base en los datos históricos sobre el cual se va a trabajar, para posteriormente analizar los factores que puedan afectar la demanda, como apertura de nuevos clientes, publicidad o promociones, entre otros, por parte de Ventas, Marketing y Trade Marketing. Luego se genera un pronóstico llamado *sin restricción* que se realiza en foro con los departamentos mencionados anteriormente, dependiendo de las acciones que entre ellos se vayan a tomar. Después se procede a revisar esta información con Supply para poder analizarlo en términos de capacidad de planta, bodegas y plataformas logísticas, para generar el pronóstico *restringido*, ajustado a la capacidad, el cual pasa al gerente de operaciones para que él dé el veredicto final, obteniendo así el pronóstico definitivo. El proceso se puede ver en la Figura 4 que muestra el diagrama de flujo del proceso de generación del pronóstico definitivo, sin embargo se debe aclarar que el proyecto se basará en el pronóstico inicial o pronóstico base.



Fase

Figura 4 Diagrama de flujo de proceso de generación de pronósticos en la empresa XYZ a través de las reuniones del S&OP

Aunque los ajustes con los diferentes departamentos son necesarios, también pueden amplificar los errores obtenidos en el pronóstico base y de ahí la importancia de realizar este pronóstico inicial de una manera más acertada, ya que actualmente los errores del pronóstico se encuentran por encima de los estándares mundiales de la empresa.

Para realizar el pronóstico inicial o pronóstico base, se realiza por el método de Promedio Móvil Simple (PMS) para todos los productos, tomando como referencia un número de periodos igual a tres (n=3), ya que la empresa en el momento cuenta con más de 300 referencias a las cuales se les debe hacer el pronóstico por sectores de venta y clientes, y este método les facilita un poco la tarea.

Los principales clientes de la empresa XYZ son cadenas de supermercados y grandes superficies. En la tabla 1, se muestra cada cliente con su respectiva participación en las ventas de la empresa.

| COMERCIANTE | Porcentaje Participación |
|------------------------------------|--------------------------|
| GRUPO COMERCIAL ÉXITO | 46,83% |
| GRANDES SUPERFICIES FAMILIA | 21,55% |
| OLIMPICA FLIA | 11,64% |
| ALMACEN LA 14 S.A FAMILIA | 6,50% |
| ALKOSTO S.A. | 4,81% |
| COLSUBSIDIO FLIA | 3,12% |
| SODIMAC COLOMBIA S.A. FAMILIA | 3,07% |
| MAKRO SUPERMAYORISTA S.A. FAMILIA | 1,32% |
| COMFAMILIAR DEL VALLE FAMILIA | 0,89% |
| MECANELECTRO S.A. | 0,14% |
| FAMILIA PRICESMART COLOMBIA S.A.S. | 0,11% |
| TOTAL | 100,00% |

Tabla 1 Porcentaje de participación de los clientes de la empresa XYZ

Como nos muestra la Tabla1, los clientes de la empresa son intermediarios, no son consumidores finales. Por ello, la información de las ventas de la empresa XYZ opera bajo dos tipos de conceptos: el primero, *sell in*, es el término utilizado para referirse al momento en el cual los clientes directos (intermediarios) de XYZ adquieren el producto para su posterior venta o distribución (demanda dependiente de los puntos de venta); mientras que *sell out*, es el término utilizado para referirse al momento en el que el consumidor final adquiere el producto

(demanda independiente). Actualmente, los pronósticos de venta se realizan sobre las ventas Sell In, a pesar de ser demandas dependientes del *sell out*

3.2 MARCO TEÓRICO

3.2.1 Pronósticos

“El pronóstico es un proceso de estimación de un acontecimiento futuro proyectando hacia el futuro datos del pasado. Los datos del pasado se combinan sistemáticamente en forma predeterminada para hacer una estimación del futuro.” (EVERETT E. Adam, 1991)

La importancia del pronóstico de venta radica en brindar la base para la planeación y control de la producción, sobre el cual se pueden tomar decisiones relacionadas con estos aspectos, pues a través del pronóstico se pueden proyectar datos futuros que permiten evaluar y ajustar elementos importantes para la empresa como: Inventarios, capacidad (tanto de la planta como de la bodega), costos, presupuesto, entre otros. Es posible, a través de los pronósticos, planear estos procesos y después controlarlos para obtener una producción eficiente.

El pronóstico se puede clasificar en cuatro tipos básicos: cualitativo, análisis de series de tiempo, relaciones causales y simulación (CHASE, 2009).

- *Cualitativo*: Son pronósticos muy subjetivos que se basan en estimados y opiniones de los encargados de realizarlos. Entre las técnicas cualitativas de pronósticos que se pueden encontrar: Investigación de mercados, utilizada por lo general para pronosticar productos nuevos recopilando datos de varias formas como encuestas, entrevistas, entre otros; Grupos de consenso, utilizados para realizar el pronósticos mediante la discusión de ideas de un grupo de personas; Método Delfos, se realiza completando cuestionarios por parte de un grupo de expertos.
- *Análisis de series de tiempo*: Son pronósticos realizados a partir de datos históricos, usando su tendencia para proyectar datos futuros. Los métodos de series de tiempo serán la concentración de este proyecto, debido a que son por lo que los diferentes modelos se presentarán más adelante con más detalle.
- *Relaciones causales*: Son pronósticos que relaciona la demanda con algún factor subyacente que la causa. Por ejemplo, la venta de alfombras es

causada por la construcción de casas. Si se aumenta la construcción de estas, hay mayor venta de alfombras y por lo tanto es posible pronosticar cuántas alfombras se van a vender dependiendo del número de construcciones que se lleven a cabo. La técnica más usada para el pronóstico de relaciones causales es la regresión lineal, que calcula la tendencia de la dependencia de los datos de venta con el factor del que depende, para proyectar los datos futuros.

- *Simulación:* Son pronósticos que poseen modelos dinámicas, que permiten hacer suposiciones para proyectar datos futuros, como variaciones en el precio o innovaciones en el producto, que podrían afectar la demanda. Usualmente, este proceso de pronósticos se realiza a computador.

Pasos para hacer un pronóstico

Existen 5 pasos básicos en cualquier proceso de pronósticos (HYNDMAN, 2009):

1. *Definición del Problema:* En esta etapa se debe aclarar cómo será usado el pronóstico, quién lo necesitará y cómo su función se acopla a los requerimientos de la organización, teniendo en cuenta a todas las personas que estarán involucradas con estos.
2. *Recopilación de la información:* En esta etapa se requiere coleccionar toda la mayor cantidad de información histórica disponible, aunque los datos que son muy viejos, no son muy útiles a la hora de pronosticar.
3. *Análisis preliminar:* Es un análisis exploratorio que comienza por la gráfica de los datos históricos para observar algún comportamiento específico en la demanda del producto.
4. *Elección del modelo:* En esta etapa se debe elegir el modelo de pronósticos que más se ajuste a la tendencia de los datos. Para ello es común la comparación entre los dos o tres modelos que más se asemejen a dicho comportamiento, y elegir el de mayor asertividad.
5. *Uso y evaluación del modelo de pronósticos:* Una vez se ha elegido el modelo de pronósticos a utilizar se procede a utilizarlo para la realización del pronóstico. Posteriormente se puede evaluar el modelo una vez se obtenga el dato real de lo que fue pronosticado, mediante comparación.

Análisis de series de tiempo

En este proyecto se utilizarán los métodos de series de tiempo para pronosticar, ya que la herramienta utiliza métodos cuantitativos, es una demanda independiente, requiere de los datos históricos de periodos pasados y son métodos prácticos para realizar en un tiempo corto. De los métodos de series de tiempo existentes, se

tomarán los más comunes como: Promedio Móvil Simple (PMS), Suavización Exponencial Simple (SES), Suavización Exponencial Doble (SED) y Suavización Exponencial Triple (SET), los cuales son usados en las siguientes situaciones de comportamiento de los datos históricos de demanda:

- *Promedio Móvil Simple*: Datos sin tendencia (creciente o decreciente), es decir, cuando la demanda de un producto no crece ni baja con rapidez, este método puede ser útil para eliminar las fluctuaciones del pronóstico.
- *Suavización Exponencial Simple*: Datos sin tendencia (creciente o decreciente), aunque a diferencia del PMS, este método tiene en cuenta que la importancia de los datos disminuye cuando se van volviendo más antiguos, pues en muchas ocasiones los datos más recientes, pueden indicar más el futuro que los datos más antiguos
- *Suavización Exponencial Doble*: Datos con tendencia lineal (creciente o decreciente). Este método utiliza los mismo principios de la suavización exponencial simple pero añadiendo la inclinación de la tendencia de los datos.
- *Suavización Exponencial Triple*: Datos con tendencia estacional, es decir, patrones de comportamiento que difieren de un periodo al otro. Ej: la venta de vehículos que aumenta en Noviembre y Diciembre porque llegan los modelos del siguiente año o la venta de útiles escolares que aumenta en vacaciones de Diciembre y de verano.

En el Anexo 2 se propone una bibliografía para conocer más sobre estos métodos.

Redes Neuronales Artificiales

Adicional a estos métodos se buscará la inclusión del siguiente método: Redes neuronales artificiales (RNA)

“Las RNA son sistemas de procesamiento de la información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas” (HILERA, 1995). “Consisten en un gran número de elementos simples de procesamiento llamados nodos o neuronas que están organizados en capas. Cada neurona está conectada con otras neuronas mediante enlaces de comunicación” (PALMER, 1999)

Una de las características más importantes de los RNA es su capacidad adaptativa, es decir, son capaces de aprender de eventos pasados. Esto permite no solo que puedan responder ante situaciones nuevas, sino que sean capaces de completar situaciones incompletas o modificar las actuales. Es un sistema que

difícilmente se vuelve obsoleto a través del tiempo, ya que puede actualizarse automáticamente.

A diferencia del sistema secuencial empleado por un computador, el cual solo lee datos y ejecuta una serie de instrucciones previamente establecidas, las redes neuronales no son secuenciales, simplemente responden en paralelo a las entradas. Algunas de sus ventajas son: “tolerantes a fallas, tienen alta capacidad de adaptación a nuevos ambientes, pueden manejar información difusa, con ruido o defectuosa, son altamente interconectadas y tienen un buen desempeño ante situaciones desconocidas” (TORO, 2004)

Sin embargo, por su gran capacidad, se comete a menudo el error de pensar que este tipo de sistemas pueden solucionar cualquier tipo de problemas. Muchos autores aconsejan utilizarlo como un complemento de un método de solución de problema, en lugar de un método efectivo en sí.

Las Redes Neuronales Artificiales tienen muchas aplicaciones en áreas como la medicina, ingeniería, economía entre otras, que ya tiene gran número de aplicaciones en pronósticos de venta para las empresas con buenos resultados debido a su flexibilidad. Por ello se incluirá dentro de los métodos que podrá resolver la herramienta.

Otros métodos

Además existen otros métodos para realizar pronósticos tales como: Técnica Box Jenkins, que relaciona modelos estadísticos con los datos y los ajusta con los datos; Series de Tiempo Shiskin, utilizada para dividir una serie de tiempo en temporadas; Modelos ARIMA, que permiten entender el comportamiento de ciertas variables a través del tiempo, permitiendo incluir restricciones lineales y de esta forma poder realizar los pronósticos de corto y largo plazo (HERRERA, 2002). Aunque estos métodos son muy efectivos, tienen cierta complejidad en sus algoritmos.

3.2.2 Excel

Microsoft Excel es una aplicación para hojas de cálculo que consta de un gran número de funciones que se pueden desarrollar manualmente, o de manera automática a través de una Macro. Debido a que se quieren automatizar varios procesos para realizar el pronóstico, se utilizará la Macro como una alternativa para desarrollar la herramienta.

Macro

Una macro son un conjunto de instrucciones que sirven para automatizar procesos.³ Para realizar esta acción en Microsoft Excel, es necesario usar código para programar los procesos que se desean automatizar en Visual Basic for Applications (VBA) en el cual se puede programar para Excel como una versión independiente de Visual Basic.

Por medio de esta macro, se pretende aportar en la automatización de los siguientes procesos realizados por el departamento de Planeación de Demanda de la empresa XYZ:

- *Elección del método de pronóstico a realizar*, donde la macro evaluará cuál es el método más acertado para los datos que se tienen
- *Realización del pronóstico*, realizando el algoritmo del pronóstico y arrojándolo como resultado
- *Optimización de parámetros (opcional)*, si el usuario lo desea puede optimizar los parámetros del método de pronóstico para que sea más acertado incurriendo en un mayor tiempo de acción
- *Análisis de la asertividad del pronóstico (opcional)*, si el usuario lo desea puede obtener los errores del pronóstico para tomar decisiones sobre el mismo.
- *Toma de decisiones*: para cada uno de los procesos anteriores existen una serie de decisiones que son necesarias cuando se realiza un pronóstico y para las que se buscará implementar una metodología que permita realizarlas.

Por lo anterior, es un gran aporte para la empresa el uso de una macro de Excel para la automatización de los procesos anteriores que conllevan a la generación del pronóstico base, logrando realizarlos de una manera más acertada e incurriendo en un menor tiempo para la generación del mismo.

3.2.3 Software de Pronósticos

Los softwares existentes que se pueden usar para realizar los pronósticos se dividirán en dos categorías:

Especializados

Este tipo de software se encarga exclusivamente de realizar pronósticos. Esto hace que el proceso sea más preciso, pues incluye más funciones y más decisiones automatizadas en su contenido. Así el usuario obtendrá mejores resultados. Algunos ejemplos de este tipo de software son el ForecastPro y AFS

³ Tomado del manual MACROS EN MS EXCEL de <http://www.cybercursos.net/>

Softwares con módulo de pronósticos

Son softwares que no se especializan en el proceso de pronósticos, sino que lo incluyen como uno de sus módulos. Esto hace que este proceso no incluya algunas funciones que faciliten el pronóstico de varias referencias al tiempo y el usuario deba decidir por ejemplo el método de pronóstico a utilizar. Algunos ejemplos de este tipo de software son LOGWARE, SAS o paquetes estadísticos como Minitab y SPSS.

3.2.4 Excel vs Software de Pronósticos

(Sanders & Manrodt, 2003) realizaron una encuesta a 240 empresas estadounidenses para evaluar el uso y satisfacción del software de pronósticos. Entre los resultados obtenidos, el 10,8% de los encuestados han usado este tipo de software, mientras que el 48% utilizan hojas de cálculo para realizar el pronóstico. Por último, las personas que usan los paquetes comerciales de software de pronósticos tienen errores 6,7% más bajos que aquellos que usan las hojas de cálculo y 17,2% más bajos que las personas que no usan ningún tipo de programa.

Además, en las memorias del Simposio "Demand Management" que contó con la participación de empresas como Procter & Gamble e Intel, en el reporte de (Meyer & Meyer, Proceedings of the "Demand Management: Optimizing Supply and Demand Over Time" Symposium, 2006), ninguno de los conferencistas tiene un software que integre todos los aspectos de la gestión de demanda y el S&OP, aunque utilizan softwares como ERP o sistemas de pronósticos. Todos postularon que las hojas de cálculo de Excel desempeñan un papel más importante en la integración entre Mercadeo y Operaciones.

Lo mencionado anteriormente se debe a los siguientes aspectos:

- En el S&OP el pronóstico es ajustado debido a los requerimientos de marketing, trade marketing, ventas y operaciones. Por ello la precisión de un software de pronósticos se verá igualmente afectada por estos ajustes.
- La complejidad de los softwares de pronósticos es alta y esto no permite que muchos usuario utilicen toda su capacidad, mientras que Excel es una herramienta que utilizan más de 500 millones de usuarios en el mundo⁴, que tiene una gran facilidad para el uso y cálculo de los datos.

⁴ (Ortiz, 2011)

- Excel también ofrece mayor flexibilidad para presentar los resultados y realizar ajustes en caso de que sea necesario, representando una ventaja para las empresas que utilizan el S&OP como es el caso de la empresa XYZ.
- Excel ya está disponible en los computadores de la empresa XYZ que utilizarán la herramienta, mientras que para adquirir un software de pronósticos se incurriría en un costo adicional y tiempo para capacitación.
- La precisión de Excel, aunque es solo un poco menor que la de un software de pronósticos, se puede aumentar mediante la implementación de metodologías para tomar decisiones que se encuentra en la literatura existente.

4. METODOLOGÍA

Paso 1: Se describirá el procedimiento de elaboración de pronósticos y se plantearán las diferentes decisiones claves necesarias para su realización. Se consultarán algunos métodos propuestos por diferentes autores y herramientas existentes en el mercado para tomar cada una de estas decisiones. Con base en la información recolectada, se elaborará un plan de ejecución donde se expresen las diferentes decisiones claves y los posibles métodos a utilizar para ejecutarlas.

Paso 2: Se revisarán y se compararán los resultados de los métodos investigados en el paso anterior y se evaluará su desempeño en las hojas de cálculo (Excel). Se seleccionará el mejor método por cada una de las decisiones necesarias para la realización de un pronóstico. Por último, se describirá y se estandarizará el procedimiento propuesto para tomar cada decisión clave.

Paso 3: Se realizará el diseño de la herramienta propuesta, teniendo en cuenta los requerimientos de la empresa y la información recolectada sobre la metodología a utilizar. Se concertará una reunión con la persona encargada de la planeación de la demanda para darle a conocer la propuesta y recibir sugerencias y recomendaciones, para luego realizar los cambios pertinentes en el diseño de la herramienta. Se acordará otra reunión, de ser necesaria, para adecuar el esquema a las necesidades de la empresa XYZ y ajustarlo al alcance del proyecto. Una vez se tenga la estructura y diseño aprobado, empieza el desarrollo de la herramienta. En la ejecución, se establecerán frecuentemente asesorías con personas expertas en el lenguaje de programación de Visual Basic y se utilizarán los datos proporcionados por la empresa para comprobar el funcionamiento de la herramienta. Finalmente, se establecerán una reunión con la persona encargada de la planeación de la demanda para mostrar el proyecto desarrollado y establecer los cambios o adecuaciones necesarios.

Paso 4: Por último, se pedirá a la empresa todos los datos de demanda históricos disponibles de todas las referencias vendidas al Éxito. Se realizará una prueba piloto para validar el desempeño de la herramienta elaborada y los resultados se compararán con los logrados por el método tradicional de pronóstico de la empresa. Se obtendrán conclusiones y se harán los ajustes necesarios. Finalmente, se hace entrega de la herramienta con su debido manual de funcionamiento a la empresa, para que su implementación sea decisión y responsabilidad de la misma.

5. MATRIZ DE MARCO LÓGICO

Ver ANEXO 3. Matriz de Marco Lógico

6. ADMINISTRACIÓN DEL PROYECTO

6.1 RECURSOS

6.1.1 Financieros

El único costo del proyecto es el transporte de los investigadores a la empresa. Se han establecido un máximo de 15 visitas. Si el costo del transporte de cada visita equivale a \$6400, tendríamos un gasto máximo total de \$54.000. No habrá recursos externos, todos serán suministrados por los investigadores.

6.1.2 Equipos

Para el desarrollo del proyecto son necesarios los siguientes equipos:

- *Computadores:* Se necesitaran 2 computadores portátiles para la documentación del proyecto y desarrollo de la herramienta. Se requiere que tengan acceso a internet y algunos software instalados como paquete básico de Microsoft Office (Excel, Word, PowerPoint), Microsoft Visio 2010, Microsoft Project 2010 y Minitab v16.

6.1.3 Humanos

- Investigadores: Carlos Andrés Ocampo Barreiro y Andrés Felipe Ortegón Muñoz
- Tutor Temático: Ing. Luis Felipe Cardona.
- Tutor Metodológico: Ing. Jairo Guerrero.

6.2 CRONOGRAMA

Ver ANEXO 4. Cronograma

7. DESARROLLO DEL PROYECTO

7.1 PROCEDIMIENTO JERÁRQUICO PARA REALIZAR LOS PRONÓSTICOS EN LA PRÁCTICA

Los pronósticos en la práctica se deben ejecutar de acuerdo al horizonte de planeación y a los parámetros de tiempo que la empresa considera. Sin embargo las grandes empresas requieren realizar esta planeación para una gran cantidad de referencias, por lo que la persona encargada destinará bastante tiempo si se tiene que analizar referencia por referencia de manera manual. Por lo tanto, la ejecución de este proceso en la práctica va mucho más allá de la teoría, no obstante, la literatura que existe actualmente da muy buenos fundamentos para tomar decisiones. El procedimiento jerárquico presentado para ejecutar el pronóstico en la práctica tiene en cuenta las diferentes decisiones que se deben tomar dependiendo de los requerimientos de cada empresa. En la Figura 5 se presenta el diagrama de la propuesta. Posteriormente se describe cada caso o decisión y se presenta literatura existente con respecto a ello.

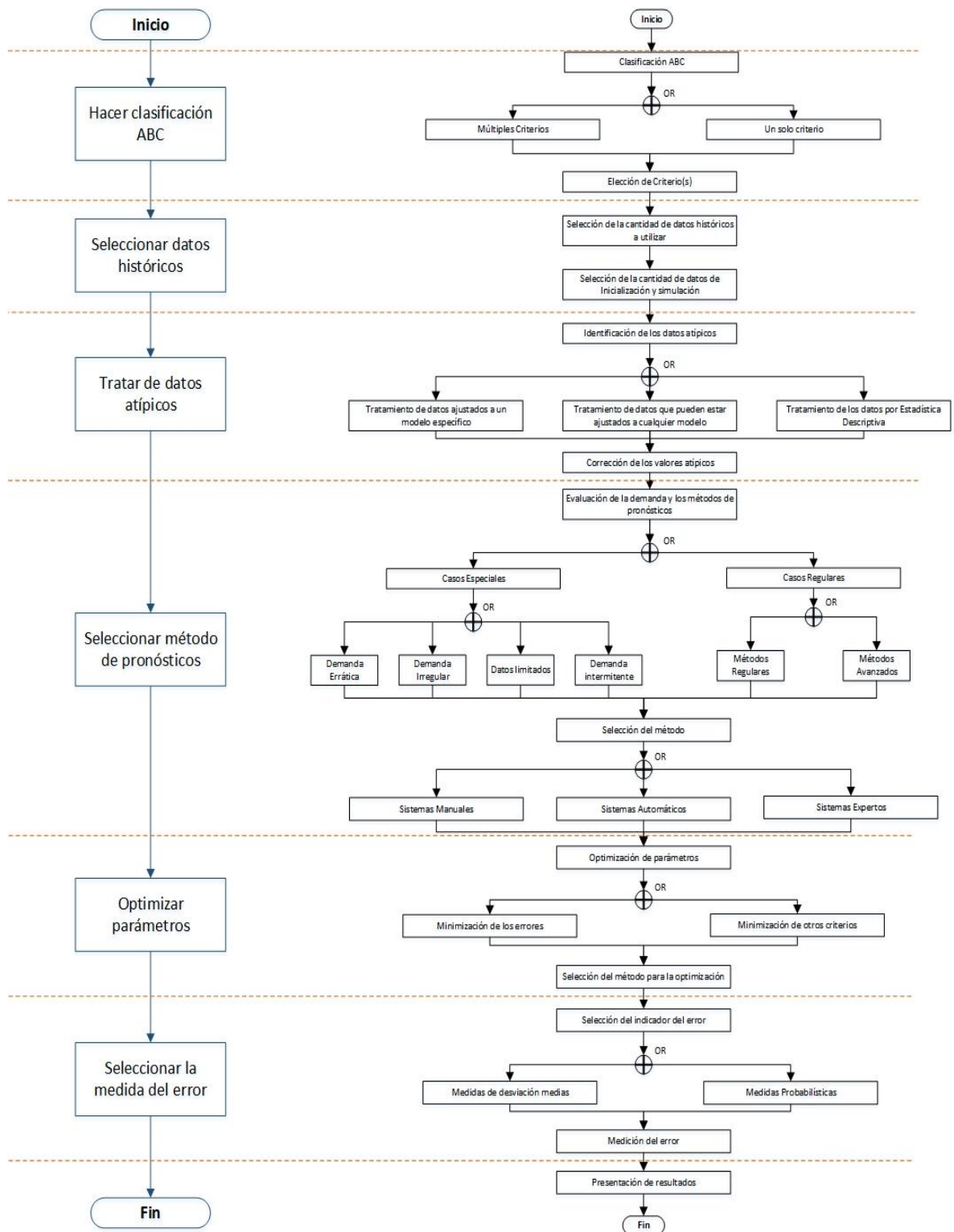


Figura 5 Procedimiento Jerárquico para el desarrollo de un pronóstico

7.1.1 CLASIFICACIÓN ABC

El propósito del análisis ABC es clasificar las referencias en tres grupos (A, B, C) de acuerdo a su importancia. El criterio con el que se defina la importancia de un producto depende de la empresa específicamente y de lo que para ellos sea más representativo en términos de inventarios. Los criterios más comúnmente utilizados son: volumen de ventas, costos, utilidades, ingresos, entre otros.

Esta clasificación está basada en el principio de Pareto. Los producto tipo A son relativamente pocos, pero representan un gran porcentaje del valor para la empresa en términos del criterio escogido (ingresos, utilidad, costos, volumen de ventas, etc). Los productos tipo C generalmente son una gran cantidad de productos que representan poco valor para la empresa. Los productos tipo B son los que se encuentran entre las dos clases anteriores. (Ramanathan, 2006)

Además de la tradicional clasificación ABC basada en un solo criterio, (Rezaei & Dowlatshahi, 2010) presentan una propuesta basada en múltiples criterios como lead time, obsolescencia, disponibilidad, certeza de abastecimiento, durabilidad, tamaños de pedido, entre otros, usando la lógica difusa desarrollada por Zadeh (1965). (Braglia, Grassi, & Montanari, 2004) tienen en cuenta criterios como restricciones de inventario, costos de producción perdida, objetivos de seguridad y medio ambiente, estrategias de mantenimientos adoptadas y aspectos logísticos.

A pesar de que hay varios estudios sobre la Clasificación ABC con múltiples criterios, muchos de los autores que utilizan estos métodos, toman como base que todos los criterios tienen el mismo valor para quien toma las decisiones. Si para el tomador de decisiones existen unos criterios más importantes que otros, (Jamshidi & Jain, 2008) proponen utilizar las asignaciones de los pesos de la Suavización Exponencial Simple para sacar el peso para cada criterio y después de normalizar los datos, se obtiene un puntaje y, con base en él, se hace la clasificación. También (Flores, Olson, & Dorai, 1992) proponen el uso del Proceso Jerárquico Analítico (AHP por sus siglas en inglés) para obtener medidas consistentes de los múltiples criterios y poder tener en cuenta varios objetivos para la gestión de inventarios.

7.1.2 SELECCIONAR CANTIDAD DE DATOS HISTÓRICOS

La cantidad de datos históricos a utilizar depende del comportamiento que estos hayan tenido a largo de los últimos periodos. Sin embargo, hasta el momento hay una dependencia de que un experto identifique los cambios de patrón, ya que el comportamiento de la demanda es muy variable.

A pesar de esto, con un número pequeño o moderado de datos es más difícil identificar su comportamiento y cualquier cambio pequeño en los datos podría cambiar también la decisión de qué método de pronósticos utilizar. (Zou & Yang, 2004)

Por lo anterior se recomienda tener la mayor cantidad de datos posible para que sea más fácil identificar su comportamiento, elegir el mejor método de pronósticos y poder obtener predicciones más precisas.

7.1.3 TRATAMIENTO DE DATOS ATÍPICOS

Las observaciones de las series de tiempo usualmente contienen valores atípicos que pueden ser causados por errores, promociones o cambios en el sistema, etc. Los valores atípicos pueden afectar en gran medida la estimación de parámetros, o la estimación de los pronósticos, entre otras estimaciones que deseen realizar con base en la serie de tiempo. Por esto es importante elegir métodos confiables para detectar los atípicos en la práctica. (Cai & Davies, 2003).

En muchas de las investigaciones centradas en la detección de datos atípicos, tanto aditivos como innovadores, se ajustan a modelos que se han estimado de las series de datos. Muchas de estas investigaciones son bastante antiguas, sin embargo, entre las más recientes propuestas de métodos ajustados a los diferentes modelos se encuentran (Bruce & Martin, 1989) quienes proponen un modelo para diagnosticar los datos atípicos para los modelos ARIMA específicamente; (Atkinson & Riani, 1997) que presentan un procedimiento para buscarlos a través de datos multivariados, identificándolos en observaciones que se ajustan a un modelo determinado; (Battaglia & Orfei, 2002) quienes proponen un método basado en un modelo para detectar los valores atípicos aditivos e innovadores cuando la serie es generada por un modelo no lineal general y, (Nare, Maposa, & Lesaoana, 2012) que proponen un método basado en la distribución Gumbel como distribución limitante para los datos atípicos.

(Chernick, Downing, & Pike, 1982) comenzaron desarrollando un método que no requiere ajustarse a algún modelo para detectar los datos atípicos, mediante un procedimiento visual para detectarlos. Posteriormente (Cai & Davies, 2003) presentan un método para la detección de datos atípicos que se basa en la estructura de autocorrelación de las series de tiempo.

Recientemente, (Weekly, Goodrich, & Cornman, 2009) desarrollaron un algoritmo para realizar la detección de datos atípicos en las series de tiempo, el Algoritmo Inteligente para Detección de Datos Atípicos (IODA por sus siglas en inglés). Este algoritmo se basa en imágenes que se segmentan en grupos de datos. Posteriormente se utilizan técnicas de agrupamiento para identificar patrones de densidad de pares ordenados de puntos de datos tomados de la serie de tiempo.

7.1.4 SELECCIONAR EL TIPO DE MÉTODO DE PRONÓSTICO PARA LA SERIE DE DATOS

Los métodos de pronósticos han sido muy utilizados y estudiados a lo largo de los años debido al interés del ser humano de poder inferir un comportamiento futuro de información en campos como la producción (demanda futura), ventas, mercado bursátil (divisas, acciones), empresas en general (planeación financiera), entre otros. Muchos autores de publicaciones han hablado sobre el tema y han propuesto métodos de pronóstico basados en conceptos matemáticos y estadísticos, unos más complejos y con mejores resultados que otros. A continuación, encontraremos una revisión realizada sobre algunos métodos expuestos por investigadores sobre el tema.

Entre los métodos más sencillos, encontramos algunos que autores como (MEADE, 2000) llama ingenuos, porque son muy simples y su precisión es baja; sin embargo, puede funcionar en datos cuya variación es muy pequeña y no se requiere mayor precisión. Entre estos métodos resalta el Promedio Móvil Simple y el llamado “sin cambios”, en el cual se usa el último dato de observación (D_{T-1}) para el pronóstico (D_T).

Otro método cuantitativo es el análisis de regresión. Este es una metodología estadística usada para relacionar variables, las cuales pueden ser tanto cualitativas como cuantitativas. El modelo busca una fórmula que permita describir, predecir y controlar una variable dependiente y, a través de una variable independiente x . (Bowerman, O’Connell, & Koehler, 2005). Hay varios tipos de regresión, dependiendo la cantidad y espacio que se encuentre la variable: Regresión lineal simple, Regresión cuadrática, regresión lineal múltiple, entre otras. Por lo general, esta técnica es utilizada como complemento de otras debido a su poca complejidad pero la valiosa información que aporta para identificar el patrón de los datos.

Una de las dificultades en las empresas es que no todas pueden tener una persona o grupo de personas dedicadas exclusivamente a realizar análisis del comportamiento de las demandas y hacer pronósticos. En estos casos, algoritmos automáticos de pronósticos son muy buena opción. Entre estos algoritmos, uno de los más populares es la suavización exponencial (Hyndman & Khandakar, 2008). Estos métodos son usados para hacer inferencias a través de datos históricos, es decir, se busca analizar los datos históricos para identificar comportamientos que se repiten en los periodos de tiempo (Zou & Yang, 2004) y pronosticar con base a estos comportamientos establecidos. Su mayor ventaja radica en que pueden manejar cualquier patrón constante en los datos (Abdullah & Tayfur, 2004), (Everette S, 2006). Cabe la pena aclarar que cuando se refiere al término “constante”, no se está quitando la naturaleza fluctuante de los datos, sino que se reconoce un patrón que se repite en el tiempo. Los autores (Hyndman &

Khandakar, 2008), hacen una revisión en varias publicaciones sobre la suavización exponencial y obtienen una tabla resumida de 15 tipos de estos métodos. Algunos de estos son: Suavización Exponencial Simple (Goodell Brown, 1959), para datos sin tendencia; Suavización Exponencial Doble, para datos con tendencia; Suavización Exponencial Triple o Winter's Aditivo y Multiplicativo (Winters, 1960), para comportamiento estacional (Comportamiento basado en temporadas). Igualmente, el desempeño de la suavización Exponencial Simple fue comparado en algunas de las 1001 series de tiempo del M-Competition (Makridakis, y otros, 1982).

Una metodología más compleja que incluye las series de tiempo son los métodos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) (Box & Jenkins, 1976). Estos modelos utilizan funciones de autocorrelación, disminuyendo el ruido de los datos e identificando un patrón que se repite a lo largo del tiempo. Son considerablemente efectivos en series de datos lineales y estacionarios, y en series no estacionarios, realizando una transformación para convertirlos en estacionarios (Hamzaçebi, Akay, & Kutay, 2009). Al reconocer el comportamiento de los datos, se asimila a un método ARIMA, se ajusta los parámetros, se verifica la selección y se realiza el pronóstico. La ventaja del enfoque de Box-Jenkins es que trata de escoger un modelo simple, que satisfaga el número de verificaciones de diagnóstico (Makridakis & Wheelwright, Manual de Técnicas de Pronóstico, 1989). A pesar de tener muy buenos resultados, consume tiempo de ejecución.

Otra metodología aplicada en el M-Competition, con el beneficio del juicio humano, fue el ARARMA, propuesto por (Parzen, 1982), validado en (Meade & Smith, 1985) y automatizado para su uso por (Fildes, Hibon, Makridakis, & Meade, 1998).

Uno de los problemas para seleccionar un buen método de pronóstico radica en la inestabilidad de los mismos, es decir, puede haber ciertos métodos que tienen un buen desempeño con un grupo de datos, pero es difícil escoger solo uno. (Zou & Yang, 2004) proponen combinar métodos de pronósticos, especialmente cuando no es obvio cuál se ajusta mejor al comportamiento de las demandas y se necesita generalizar un solo método de pronóstico. Esta estrategia es trabajada y defendida con anterioridad por otros autores como (Clemen, 1989) y (Newbold & Granger, 1974).

También se han desarrollado Sistemas Expertos para pronósticos (Flores & Pearce, 2000). Estos sistemas, como el desarrollado por C&A (Everette S, 2006), tratan de integrar varios métodos de pronósticos con el dominio o experticia de un experto (Entiéndase por experto a aquella persona que ha estado relacionada con el comportamiento de una serie de datos a lo largo del tiempo y ha desarrollado unas habilidades, que sólo él las conoce, es decir, ha adquirido el know-how de pronóstico de ciertos datos). A pesar de ofrecer unos excelentes resultados, estos

sistemas son muy complejos y costosos de implementar, lo que limita a muchas empresas a usarlo.

Las Redes Neuronales Artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) son utilizadas en varias áreas como negocios, industria y ciencia (Widrow, Rumelhart, & Lehr, 1994), sin embargo una de sus mayores aplicaciones son para los pronósticos (Sharda, 1994) ya que simulan el comportamiento del cerebro humano, convirtiéndose en una importante herramienta para la clasificación de datos, identificación de patrones y realización del pronóstico (Hamzaçebi, Akay, & Kutay, 2009). La principal ventaja de los ANN es que aprenden del comportamiento y relaciones de los datos continuamente, lo cual lo vuelven sistemas muy flexibles. Otra de las características de las redes Neuronales es que pueden generalizarse, aproximan a un sin número de funciones (No deben existir necesariamente la función con anterioridad) y son no lineales, a diferencia de los métodos ARIMA. (Zhang, Patuwo, & Y.Hu, 1998).

Además de los métodos de pronósticos que se han presentado en este proyecto, existen casos especiales en los que pocos autores han investigado. (Ruangkanjanases & Thomopoulos, 2007) presentan una técnica que permite pronosticar cuando los datos de la demanda no están en un tiempo espacio uniforme asociado a que existan datos históricos faltantes, y su desempeño lo miden con el Coeficiente de Variación de los errores del pronóstico.

Por otro lado, (Christodoulos, Michalakelis, & Varoutas, 2010) presentan una nueva metodología que se centra en mejorar el pronóstico al corto plazo combinando las ventajas de los modelos ARIMA con los modelos de difusión cuando se tienen datos limitados.

Otro problema que se podría presentar al momento de realizar un pronóstico es tener demanda intermitente, entendida como una demanda caracterizada por tener el tiempo entre sus demandas más largo que la unidad de tiempo usada para el periodo del pronóstico. Para ello (Varghese & Rossetti, 2008) proponen una solución que se ajusta a este problema, por medio del coeficiente de correlación y el coeficiente de variación cuadrado de la demanda diferente de cero y, la probabilidad de la demanda igual a cero para recomendar la mejor técnica de pronóstico.

Por último, es necesario mencionar que las demandas que no se ajustan a ningún modelo de pronósticos existente es un problema para muchas compañías. (Kulonda, 2002) describe un enfoque llamado Multi-Channel Manufacturing (MCM) basado en Lean Manufacturing para configurar sus celdas de manufactura en torno a los requerimientos del servicio al cliente.

7.1.5 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS

Los parámetros utilizados en los diferentes métodos pueden variar para ajustar el pronóstico hasta obtener valores más precisos. Esta precisión se mide por medio del error, por lo que para optimizar los parámetros, se busca minimizarlo. Para Suavización Exponencial Simple, (Middleton, 2003) utilizó el MSE como medida del error para optimizar los parámetros (α). Para Suavización Exponencial Doble (α y β) y Triple (α , β y γ) se ha utilizado el MAD (Neufeld, 2002) y también el MSE (Ragsdale, 2007). Esto se debe a que son las medidas de error más comunes. Sin embargo, (Radovilsky, 2008) menciona que el problema de esta optimización es que solo es posible elegir una medida a la vez, para lo que propone una medida nueva que combina el MAD y el MSE que él llama *Mean Prediction Criterion* (MPC) para minimizarla teniendo en cuenta ambas medidas.

Todos los métodos están compuestos por uno o más parámetros, lo que origina el siguiente cuestionamiento, ¿Cuáles serán los mejores que se ajustan a la serie de datos? Los autores (Bowerman, O'Connell, & Koehler, 2005) y (Rasmussen, 2004) realizaron varios estudios con el uso de Excel Solver. Sin embargo, este procedimiento tiene ciertas dificultades relacionados con los valores semillas, ya que el algoritmo de Solver busca valores mínimos locales, sin encontrar necesariamente el valor mínimo global. Por ello se utilizan distintas combinaciones de valores iniciales (Everette S, 2006). La complejidad de este proceso incrementa cuando aumenta el número de parámetros, ya que las combinaciones para los valores iniciales se elevan de forma factorial.

Por otro lado, (Castro & Uribe, 2010) proponen minimizar el rango de la señal de seguimiento para optimizar los parámetros, permitiendo lograr un modelo más confiable desde el punto de vista de la exactitud de los resultados y de su desempeño histórico.

7.1.6 SELECCIONAR DE LA MEDIDA DE ERROR DE PRECISIÓN DE LA HERRAMIENTA

A pesar de tener muchas opciones para elegir un método de pronóstico para mis datos, al momento de elegir no es una tarea fácil, ya que cuando realizamos pruebas con distintos tipos de datos, los resultados son muy variables e inestables, dependientes de la naturaleza de estos. Por esta razón, se han creado indicadores que permitan comparar, de una forma general, los métodos de pronósticos existentes y ofrezcan una mayor facilidad y confianza al elegir el que mejor se ajuste a mi comportamiento.

(Zou & Yang, 2004), comenta que el uso de técnicas de pruebas de hipótesis estadísticas tiene ciertos inconvenientes. Primero, a pesar de la naturaleza

continua de las pruebas, estas aportan muy poco con relación a la probabilidad de error asociada a todo el procedimiento efectuado luego de realizar las series de pruebas. Segundo, no está establecido un número exacto de datos para realizar individualmente el test y cómo esta selección influye en la precisión de los resultados. Además, cuando se compara dos métodos con el test, aquel que obtuvo el mejor resultado no necesariamente tiene un mejor desempeño en términos de predicción del riesgo.

(Chun & Kim, 2004), realizan la comparación de algunos métodos de pronósticos y utilizan el MAPE, como una medida métrica cuantitativa, para medir la diferencia de los resultados obtenidos en cada método y escoger el mejor. Igualmente (Abdullah & Tayfur, 2004) utilizan el MSE y MAPE como medidas significativas para comparar la precisión de dos modelos de pronóstico utilizados en su publicación. MSE también es utilizado en el estudio realizado por (Zou & Yang, 2004), como base para diseñar un criterio de selección de métodos de pronóstico.

El MAD es preferido por (MEADE, 2000) ya que ofrece resumidamente una medida del pronóstico desde el corto al mediano plazo, a diferencia del MSD que le da mucho peso a los errores grandes y el MAPE, que tiene ciertos inconvenientes cuando existen datos negativos o iguales a cero.

Otros tipos de indicadores utilizados para comparar métodos de pronóstico son el AIC y el BIC. El AIC (Akaike's Information Criterion) (Akaike, 1973) considera una medida de discrepancia entre el modelo verdadero y el candidato (Zou & Yang, 2004), y busca medir la calidad del modelo estadístico teniendo como información de entrada la probabilidad y número de parámetros, es decir, compara los modelos con relación a su complejidad y su bondad y ajuste. La ventaja con relación al MAD, MSD y MAPE es que no centra su decisión en un solo resultado, sino que tiene en cuenta la naturaleza estocástica al comparar la probabilidad de los métodos. (Hyndman & Khandakar, 2008). El BIC (Schwarz, 1978) es muy similar al AIC. Su diferencia radica en que el primero le da una ponderación mayor a los modelos con más parámetros, por lo que usualmente cuando usamos el AIC obtenemos un modelo más complejo que con el BIC.

7.2 SELECCIÓN DE UNA METODOLOGÍA POR CADA PASO DEL PROCESO PARA EL CASO DE ESTUDIO DE LA EMPRESA XYZ

7.2.1 CLASIFICACIÓN ABC

Aunque existe la posibilidad de utilizar múltiples criterios para clasificar las referencias por su importancia, XYZ fabrica y vende productos de consumo masivo que se clasificarán por su volumen de ventas, ya que es la medida que

utilizan durante las reuniones del S&OP para verificar su importancia y centrar su atención en dichos productos

Para ello, se utiliza la técnica de Pareto con los valores totales de las ventas de los últimos 12 meses de cada producto, en la que se organizan estos valores de mayor a menor. Luego se halla la suma de todos estos valores para poder calcular la Frecuencia Relativa (a qué porcentaje de ventas equivale cada producto del total) dividiendo cada valor de ventas entre el valor de la suma. Posteriormente se calcula la probabilidad relativa acumulada como la suma entre la probabilidad relativa del producto y la probabilidad relativa del producto anterior.

Los productos que representan hasta el 70% de las ventas totales de la empresa serán tipo A, hasta el 90% de las ventas serán tipo B y los productos restantes serán tipo C. En la figura 6 se muestra un ejemplo de este procedimiento:



Figura 6 Ejemplo de la Clasificación ABC

7.2.2 SELECCIONAR LA CANTIDAD DE DATOS HISTÓRICOS

Como se mencionó anteriormente, entre mayor cantidad de datos históricos se puedan utilizar, mejor se identificará el comportamiento de los datos históricos y se hará una mejor selección del método de pronósticos a utilizar para aumentar la precisión de la predicción. Por ello se van a tomar tantos datos históricos como se tengan en la empresa. La cantidad de datos de inicialización y simulación a utilizar se tomará como 50% y 50% respectivamente, como se muestra en la Figura 7 debido a que por la misma naturaleza estocástica de los datos, y la dificultad para identificar los cambios de comportamiento, no se ha implementado un algoritmo para calcular esta cantidad.

A pesar de esto, como se ha mencionado anteriormente, es complicado identificar un cambio de comportamiento de los datos históricos de forma automática, y que el experto es quien, de forma visual, es capaz de identificarlo. Por lo tanto, se ha añadido una opción en la herramienta que permite de forma visual al experto, identificar este tipo de comportamientos y poder modificar la cantidad de datos históricos y la cantidad de datos de inicialización y simulación que se quiera, actualizándose la gráfica en tiempo real, para ver qué sucede con el pronóstico y los errores, tanto de forma visual, como de forma numérica.

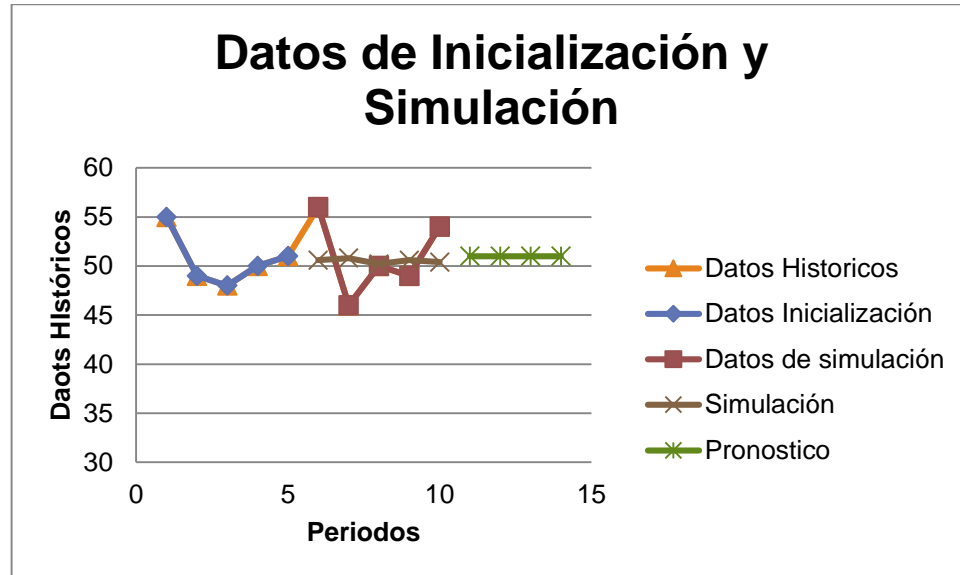


Figura 7 Ejemplo de la cantidad de Datos de Inicialización y Simulación

7.2.3 TRATAMIENTO DE DATOS ATÍPICOS

Para el tratamiento de datos atípicos, por eficiencia de la herramienta y el recurso computacional que consume, no se va a utilizar un tratamiento de datos atípicos por cada modelo. Sin embargo, los algoritmos que no requieren ajustarse a un modelo para identificarlos, asumen normalidad en sus errores y en este caso no se puede afirmar en todos los casos debido a la naturaleza estocástica de los datos. Por ello, se ha elegido una metodología basada en estadística descriptiva que se realiza de la siguiente manera.

1. Se debe hallar los valores del Cuartil 1 (Q1) y 3 (Q3) (percentil 25% y 75%).
2. Se calcula el Rango Intercuartil (RIC) como $(Q3 - Q1)$
3. Los valores que no se encuentran en el RIC deben estar entre 1.5 Rangos Intercuartiles menos que el Q1 y 1.5 Rangos Intercuartiles más que el Q3.

Los valores que se encuentren por fuera de estos límites, son valores atípicos que se ha elegido corregirlos como el promedio entre el dato anterior y el dato siguiente.

7.2.4 SELECCIÓN DEL MÉTODO DE PRONÓSTICOS A UTILIZAR

Uno de los factores diferenciadores de la precisión de los métodos de pronóstico son el tiempo de proyección, es decir, hay unos que ofrecen excelentes resultados al corto plazo, mientras que hay otros que funcionan mejor al largo plazo. Se preguntó a la empresa XYZ el tiempo de proyección más común para sus pronósticos y proporcionaron un rango de un mes hasta máximo un año, siendo tres meses el más común. Según (Bowerman, O'Connell, & Koehler, 2005) un pronóstico de corto plazo abarca de uno a tres meses, y uno de mediano plazo tiene un rango desde tres meses hasta dos años. Siendo consecuentes con esto, se buscó métodos que ofrezcan un buen desempeño al corto y mediano plazo y se escogió las Suavización Exponencial y Promedio Móvil Simple, ofreciendo otras ventajas como su poca complejidad, excelentes resultados y practicidad para programar en un lenguaje de programación.

Promedio Móvil Simple

El Promedio Móvil Simple se calcula como el promedio de los N datos anteriores. Por supuesto la cantidad N debe ser igual o inferior a la cantidad de datos de inicialización.

A continuación presentamos las fórmulas utilizadas en la suavización exponencial (Ballou, 2004)

Suavización Exponencial Simple

$$F_T = \alpha d_T + (1 - \alpha)F_{T-1}$$

Ecuación 1 Suavización Exponencial Simple

F_T = Pronostico para el periodo T

F_{T-1} = Pronostico del periodo anterior

d_T = Demanda real del periodo T

α = Constante de ajuste exponencial

$0 < \alpha < 1$

Suavización Exponencial Doble

$$S_{t+1} = \alpha d_t + (1-\alpha)(S_t + T_t)$$

$$T_{t+1} = \beta(S_{t+1} - S_t) + (1 - \beta)T_t$$

$$F_{t+1} = S_{t+1} + T_{t+1}$$

Ecuación 2 Suavización Exponencial Doble

d_T = Demanda real del periodo T

F_{T+1} = Pronostico corregido con tendencia para el periodo T + 1

S_t = Pronostico Inicial para el periodo T

T_t = Tendencia para el periodo T

β = Constante de ajuste de tendencia

$0 < \beta < 1$

Suavización Exponencial Triple Multiplicativo

$$S_{t+1} = \alpha \left(\frac{d_t}{C_{t-L}} \right) + (1-\alpha)(S_t + T_t)$$

$$T_{t+1} = \beta(S_{t+1} - S_t) + (1 - \beta)T_t$$

$$C_t = \gamma \left(\frac{d_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)C_{t-L}$$

$$F_{t+1} = (S_{t+1} + T_{t+1})C_{t-L+1}$$

Ecuación 3 Suavización Exponencial Triple Multiplicativo

F_{t+1} = Pronostico corregido en tendencia y estacionalidad para el periodo t + 1

γ = Contante de ajuste sobre el indice de estacionalidad

$C_t =$ Índice de estacionalidad para el periodo t

$L =$ Tiempo para una estación completa. Ej: si son estaciones mensuales, $L = 12$

$0 < \gamma < 1$

Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad

Después de obtener los factores de estacionalidad, se deben renormalizar (Everette S, 2006). Para esto, se utilizaron las siguientes formulas:

$$G = \frac{L}{\sum_{n=1}^L C_n}$$

Ecuación 4 Factor de Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad de Suavización Exponencial Triple Multiplicativo

$G =$ Factor de normalización

$$CN_t = G C_t$$

Ecuación 5 Normalización del Factor de estacionalidad Suavización Exponencial Triple Multiplicativo

$CN_t =$ índice de estacionalidad normalidad para el periodo t

Cabe resaltar que los Coeficientes Normalizados son los que se utilizarán en las fórmulas de la Suavización Exponencial.

Suavización Exponencial Triple Aditivo

$$S_{t+1} = \alpha (d_t - C_{t-L}) + (1-\alpha)(S_t + T_t)$$

$$T_{t+1} = \beta(S_{t+1} - S_t) + (1 - \beta)T_t$$

$$C_t = \gamma(d_t - S_t) + (1 - \gamma)C_{t-L}$$

$$F_{t+1} = S_{t+1} + T_{t+1} + C_{t-L+1}$$

Ecuación 6 Suavización Exponencial Triple Aditivo

Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad

Al igual que para Suavización Exponencial Triple Multiplicativo, se deben renormalizar los factores de estacionalidad con las siguientes fórmulas

$$G = \frac{\sum_{L}^{n=1} C_n}{L}$$

Ecuación 7 Factor de Normalización de los Coeficientes de Estacionalidad de Suavización Exponencial Triple Aditivo

$$CN_t = C_t - G$$

Ecuación 8 Normalización del Factor de estacionalidad Suavización Exponencial Triple Aditivo

Cabe resaltar que los Coeficientes Normalizados son los que se utilizarán en las fórmulas de la Suavización Exponencial.

Después de haber ejecutado todos los métodos, se calcula el error como se explicará más adelante y se establecerá el método que lo minimice.

7.2.5 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS

Para optimizar los parámetros de los modelos, se ha elegido minimizar la medida de error utilizada, decisión explicada en el siguiente literal.

Si bien, muchos autores, como explicamos en el punto 7.1.5, defienden y utilizan Solver de Excel, no se va a utilizar por las desventajas expuestas, agregándose a estas que este programa instalado como Complemento de Microsoft Excel tiene una limitación de poderse ejecutar con un grupo de parámetros solo una vez por Hoja, es decir, por cada una de ellas puede optimizarse solamente un producto, lo cual es una restricción para la herramienta, que va a ser diseñada para manipular hasta 10.000 referencias.

Es por ello que se va a realizar la metodología de iteraciones por cada parámetro correspondiente a cada método, es decir, se va a ir variando los valores de los parámetros para hallar el error obtenido y se escogerá la combinación de valores que obtenga el menor de este. Cabe la pena aclarar que a medida que aumente la cantidad de parámetros del método escogido, el número de combinaciones aumenta de forma factorial

7.2.6 SELECCIÓN DE LA MEDIDA DE ERROR A UTILIZAR

La herramienta incluye las tres medidas del error más utilizadas MAD, MSE y MAPE, ya que además de ser muy utilizadas (mostrado en el literal 7.1.6) y eficaces, sus cálculos son cortos y disminuye el recurso computacional requerido en el lenguaje de programación seleccionado. No obstante, la herramienta (llamada Forecasting Tool) añade cierto grado de flexibilidad para el usuario, ya que tiene la opción de elegir alguno de estos tres indicadores. Adicionalmente, se ha elegido el MAD por defecto, ya que es la medida de error más utilizada para medir la desviación directa entre los datos reales y los datos simulados.

Las medidas de error escogidas se calculan como sigue a continuación:

$$\text{MAD} = \frac{\sum_t |\text{dato real}_t - \text{dato simulado}_t|}{\text{total datos}}$$

Ecuación 9 Fórmula del MAD

$$\text{MSE} = \frac{\sum_t (\text{dato real}_t - \text{dato simulado}_t)^2}{\text{total datos}}$$

Ecuación 10 Fórmula del MSE

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_t \frac{|\text{dato real}_t - \text{dato simulado}_t|}{\text{dato real}_t}}{\text{total datos}}$$

Ecuación 11 Fórmula del MAPE

7.3 DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA

Antes de tomar la decisión de crear una herramienta de pronóstico como la solución del problema actual de la compañía XYZ, se analizaron múltiples opciones, como comprar un software especializado en Pronósticos existente en el mercado o seguirlos realizando de forma manual y realizar simplemente una mejora en la forma en la que se realizaba hasta el momento. Sin embargo, basándonos en los siguientes criterios se llegó a la conclusión que Visual Basic for Applications (VBA) para Microsoft Excel era la mejor opción.

- *Precio:* Los software de pronósticos como Forecast Pro tienen un precio elevado, generalmente superior a los 8000 USD. Por otro lado Microsoft Excel es un software bastante común con el que la empresa cuenta actualmente sin necesidad de adquirir licencias adicionales. Además las

licencias para el software de pronósticos son vendidas por la cantidad de ordenadores en los que vaya a ser instalado, mientras que actualmente la empresa cuenta con Microsoft Excel en la mayoría de sus computadores.

- *Flexibilidad:* Según (Meyer & Meyer, MIT Supply Chain Exchange Symposium, 2006) empresas como Intel o P&G, antes de realizar las reuniones mensuales de planeación de ventas y operaciones, calculan sus pronósticos en Excel a pesar de tener un sistema ERP con un módulo integrado de pronósticos de demanda o tener la capacidad económica para realizar inversiones en software sofisticados. Una de las razones es que Microsoft Excel es una herramienta mucho más flexible que les permite fácilmente realizar los ajustes necesarios durante las reuniones del S&OP, donde además pueden efectuar cálculos necesarios para procesos futuros a los pronósticos, y presentar los resultados de la forma que deseen.
- *Ajuste de los resultados:* Otra de las razones por las que las grandes empresas que realizan la planeación de ventas y operaciones utilizan Excel, es que a través de las reuniones con los diferentes departamentos, el pronóstico es ajustado y la precisión o asertividad no se mantiene. Según una encuesta realizada por (Sanders & Manrodt, 2003) a 240 empresas norteamericanas, el 61% de las empresas ajustan sus pronósticos. Por ello, invertir en costosos programas para luego modificar los resultados, no tiene mucho sentido.
- *Facilidad de uso:* Es un software bastante comercial que se puede encontrar en la mayoría de los ordenadores del mundo y que se enseña en gran medida en colegios y universidades a través del mundo, además de que es un software muy intuitivo por lo que su uso se facilita para los encargados de planeación de demanda.
- *Diferencia en la precisión:* En la misma encuesta realizada por (Sanders & Manrodt, 2003) se obtuvo la siguiente tabla de datos con el MAPE promedio de acuerdo a los diferentes tipos de software usados:

| Tipo de software | MAPE Promedio |
|---|----------------------|
| Software desarrollado por un vendedor externo | 11 |
| Sin software | 10,15 |
| Microsoft Excel | 9,01 |
| Software desarrollado internamente | 8,62 |
| Software disponibles comercialmente | 8,41 |

Tabla 2 MAPE promedio dependiendo del tipo de software usado

Como se puede observar en la tabla, la diferencia entre el MAPE hallado por un software comercial y el hallado por Excel no es grande y ambas representan una mejora sobre el MAPE hallado sin la ayuda de ningún software. Por lo que es una buena elección teniendo en cuenta el resto de ventajas mencionadas anteriormente sobre otros métodos.

Una vez seleccionado Microsoft Excel como el software a utilizar, se prefirió el uso de un Add-in en lugar de una simple Macro, debido a que se puede ejecutar todo el proceso de una manera mucho más eficiente, pues se requieren menos archivos, es más fácil de encontrar, no interfiere en las celdas de cálculo y tiene una mejor interacción para el usuario, sin afectar el desempeño de los cálculos. En la Figura 8, podemos visualizar el aspecto del Add-in de la herramienta propuesta.

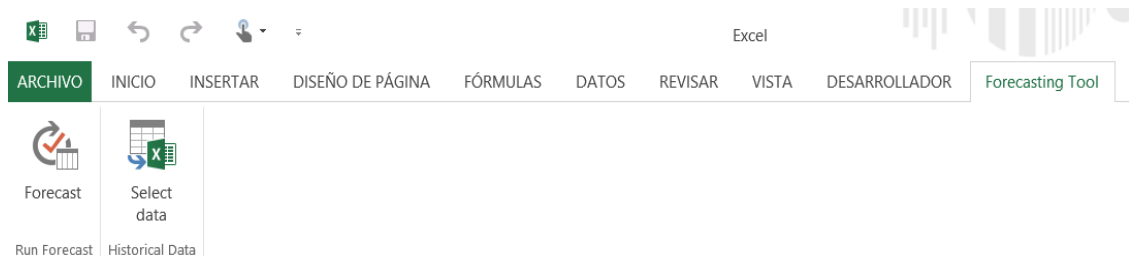


Figura 8 Add-in creado con la Macro de la herramienta

El objetivo principal de la herramienta es integrar la teoría existente de pronósticos con la experiencia y racionalidad del usuario, con el fin de facilitar el análisis del comportamiento de la demanda de los productos de la empresa XYZ y mejorar la precisión de los pronósticos. Para esto, se proponen la estructura de la herramienta en las siguientes fases

7.3.1 FASES DE LA HERRAMIENTA

La herramienta tiene 4 fases para generar los pronósticos definitivos que serán la base para las reuniones del S&OP. Estas son:

Ingreso de la información

La información que se debe ingresar a la herramienta es la matriz de datos con la demanda histórica, incluyendo el nombre de los productos y los periodos que se están tomando en cuenta. Para ello se ha creado un botón en el add-in llamado *Select Data* que permite seleccionar la cantidad de datos que se desee, con una restricción tanto para la cantidad de periodos como para la cantidad de productos. Máximo es posible pronosticar 10.000 productos y utilizar 250 periodos de referencia. En la Figura 9 se puede observar el formulario desplegado al presionar el botón *Select Data*, en el cual se ingresará las celdas donde se encuentra la información. Luego la Macro importará los datos y los copiará en una plantilla prediseñada, mostrada en la Figura 10. El uso de los datos en una plantilla facilitará la manipulación de los mismos y estandarizará la presentación de los datos, evitando errores cuando la herramienta se ejecute.

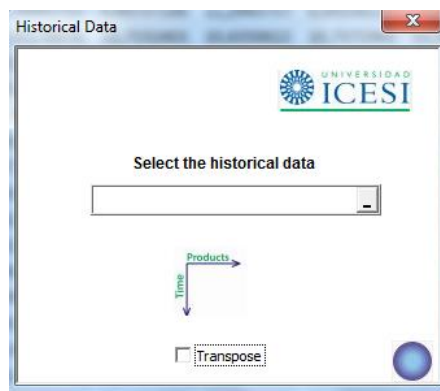


Figura 9 Seleccionar los datos históricos


| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O |
|----|---|------------|-------------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|-------------|-------------|---|---|
| 1 |  | | | | | | | | | | | | | | |
| 6 | ABC CLASSIFICATION | | | | | | | | | | | | | | |
| 7 | BAR CODE | | | | | | | | | | | | | | |
| 8 | Product/ Period | ab1 | ab2 | ab3 | ab4 | ab5 | ab6 | ab7 | ab8 | ab9 | ab10 | ab11 | ab12 | | |
| 9 | ene-00 | 56,1242295 | 10,7327872 | 10,3295057 | 41,78357 | 89,1073186 | 4,65420155 | 68,3620781 | 89,5497821 | 7,86490281 | 118,260331 | 62,5618113 | 35,803798 | | |
| 10 | ene-00 | 56,7052356 | 5,67792986 | 1,81242152 | 32,5159893 | 87,2737601 | 3,95620931 | 84,2798075 | 81,0372403 | 7,72922984 | 80,6823423 | 58,9077778 | 45,2618965 | | |
| 11 | ene-00 | 59,8573134 | 7,3434442 | 8,67408996 | 25,4848852 | 70,882138 | 4,76810611 | 86,1456537 | 77,5722879 | 11,7649941 | 25,502052 | 52,6886148 | 35,4202199 | | |
| 12 | ene-00 | 48,8842658 | 10,1732701 | 12,4858034 | 23,8866083 | 76,352695 | 4,37589631 | 64,3582988 | 80,7727663 | 5,18067819 | 42,3977107 | 62,8104718 | 33,5630527 | | |
| 13 | ene-00 | 49,0199317 | 5,70091722 | 9,39176976 | 35,3768599 | 86,4697526 | 5,05562268 | 46,0778204 | 57,7452577 | 10,5097779 | 62,8097666 | 52,2435362 | 34,1514542 | | |
| 14 | ene-00 | 63,3728795 | 5,49737186 | 10,7192403 | 34,3163925 | 71,5074424 | 4,2449858 | 52,1715266 | 51,0382794 | 8,95022522 | 73,8248064 | 66,3952754 | 44,9528923 | | |
| 15 | ene-00 | 95,9587943 | 11,2943757 | 10,6350622 | 33,5564305 | 78,7792763 | 3,90449315 | 50,1094876 | 61,9124758 | 16,4514224 | 51,7659176 | 60,7442579 | 40,9488188 | | |
| 16 | ene-00 | 61,3206137 | 6,69256113 | 10,7371943 | 31,2098929 | 83,4843153 | 4,00515765 | 55,9006585 | 53,487492 | 17,0880343 | 41,9215381 | 65,2445533 | 37,1275624 | | |
| 17 | ene-00 | 64,9188827 | 4,6411059 | 13,3081605 | 32,9726006 | 84,5644519 | 2,19592084 | 52,3595225 | 79,1138154 | 14,696322 | 50,7899539 | 56,9922624 | 34,4856114 | | |
| 18 | ene-00 | 59,7274797 | 4,80114547 | 7,04335804 | 36,3139253 | 81,1781639 | 3,82068159 | 52,5976761 | 69,8984567 | 16,5349479 | 96,9113436 | 53,4270935 | 34,015571 | | |
| 19 | ene-00 | 54,8569025 | 5,34737341 | 6,88803104 | 38,8143199 | 76,1041174 | 6,29531219 | 66,7151621 | 25,0061989 | 15,0835938 | 42,1244995 | 50,1220853 | 40,2848251 | | |
| 20 | ene-00 | 83,1949671 | 3,68235518 | 9,03655719 | 37,3649709 | 91,6590743 | 4,25336399 | 58,6842262 | 93,9432435 | 9,13645729 | 54,3409301 | 64,4694918 | 40,0149822 | | |
| 21 | ene-00 | 54,0842003 | 3,22840528 | 12,6453492 | 43,8393851 | 110,290692 | 3,96279998 | 64,4877019 | 40,1296879 | 11,8360202 | 12,4424954 | 59,0862966 | 40,5805045 | | |
| 22 | ene-00 | 40,2112646 | 4,85887594 | 10,7733308 | 23,1289509 | 118,651195 | 4,37442898 | 52,711542 | 49,3099048 | 14,5929945 | 61,7752264 | 63,143306 | 43,0477324 | | |
| 23 | ene-00 | 69,7656999 | 5,13997334 | 12,1730308 | 40,5146801 | 54,9551926 | 4,06575314 | 67,4159041 | 31,4784182 | 10,8947468 | 66,6801089 | 68,2318522 | 46,5434565 | | |
| 24 | ene-00 | 85,6239144 | <u>3,27895457</u> | 14,5744188 | 27,0315365 | 87,3668005 | 5,51157089 | 33,8979279 | 23,1007131 | 12,2928842 | 14,8142523 | 50,7283052 | 39,4372018 | | |

Figura 10 Plantilla para los datos históricos

Volviendo a nuestro caso de estudio de la empresa XYZ, en esta sección de la herramienta se pueden ingresar todo tipo de datos, tanto del *sell in* como del *sell out*, sin embargo debemos recordar que pronosticar demandas dependientes no obtendrá resultados confiables.

7.3.2 PRONÓSTICO AUTOMÁTICO

Inmediatamente, después copiar los datos históricos en la plantilla de la herramienta, aparecerá un formulario que permite ingresar los parámetros para realizar el pronóstico de todos los productos de forma automática, como se muestra en la Figura 11

Figura 11 Formulario para ingresar parámetros para realizar el Pronóstico de forma automática

Al presionar el botón azul ubicado en la parte inferior central, la herramienta “Forecasting Tool” realizará la clasificación ABC con base a las unidades vendidas en el último año, y clasificará cada referencia de la siguiente manera: los tipo A serán hasta el 70% de las ventas, los tipo B hasta el 90% y los productos restantes serán tipo C. Posteriormente, tomará cada producto y verificará la cantidad de datos históricos existentes, realizará la corrección de los datos atípicos y ejecutará todos los métodos de pronósticos utilizados.

Sin embargo, no todos los métodos se ejecutan para todos los productos. Para los tipo A, por ser productos con mayor importancia según el criterio escogido, utilizará toda la lista expuesta; los tipo B, ejecutará Promedio Móvil Simple, Suavización Exponencial Simple y Suavización Exponencial Doble; por último, para los productos tipo C, solamente correrán los métodos de Suavización Exponencial Simple y Promedio móvil simple. Esto se realiza con el fin de ahorrar recurso computacional, prestando mayor esfuerzo a las referencias tipo A.

Para cada producto, Forecasting Tool correrá cada método utilizado y optimizará parámetros por medio de iteraciones que buscan minimizar el error, el cual es calculado con respecto a los datos de simulación. Se escogerá para pronosticar el que presente el menor error. Por último se presentan los resultados en una nueva plantilla creada en una nueva hoja de Excel como se muestra en la Figura 12.

| | | | | | | | | |
|----|--------------|--------------|----------------------|-----|-----------------|--------|--------|----------|
| 2 | UNIVERSIDAD | | | | | | | |
| 3 | ICESI | | | | | | | |
| 4 | | | | | | | | |
| 5 | | | | | | | | |
| 6 | | | | | | | | |
| 7 | PRODUCT INFO | | RELEVANT INFORMATION | | HISTORICAL DATA | | | FORECAST |
| 8 | BAR CODE | PRODUCT NAME | FORECASTING METHOD | MAD | ene-00 | ene-00 | ene-00 | PERIOD 1 |
| 9 | | | | | | | | |
| 10 | | | | | | | | |
| 11 | | | | | | | | |
| 12 | | | | | | | | |
| 13 | | | | | | | | |
| 14 | | | | | | | | |
| 15 | | | | | | | | |
| 16 | | | | | | | | |
| 17 | | | | | | | | |
| 18 | | | | | | | | |
| 19 | | | | | | | | |
| 20 | | | | | | | | |
| 21 | | | | | | | | |
| 22 | | | | | | | | |
| 23 | | | | | | | | |
| 24 | | | | | | | | |
| 25 | | | | | | | | |
| 26 | | | | | | | | |
| 27 | | | | | | | | |

Figura 12 Plantilla para la presentación de resultados.

7.3.3 PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

Después de realizar los pronósticos de forma automática, Forecasting Tool presentará los resultados en la plantilla mostrada anteriormente, los cuales se verán muy similares a la Figura 13. En esta plantilla se mostrará información como el código de barras, el nombre del producto, método de pronósticos que se utilizó para pronosticarlo, el error que se obtuvo (MAD, MSE o MAPE dependiendo la opción escogida en el formulario para realizar el pronóstico), los últimos tres datos históricos y el pronóstico de la cantidad de periodos requeridos. , ya que esta hoja de resultados será el insumo para sus procesos siguientes como los ajustes en las reuniones del S&OP y el cálculo de sus inventarios. Por último se presentan los pronósticos en la cantidad de periodos que se hayan solicitado.

| BAR CODE | PRODUCT NAME | RELEVANT INFORMATION | | HISTORICAL DATA | | | FORECAST |
|----------|--------------|--------------------------|-------------|-----------------|------------|------------|----------|
| | | FORECASTING METHOD | MAD | ene-00 | ene-00 | ene-00 | |
| | ab1 | Double E.S. | 12,33787946 | 45,3052673 | 77,9277623 | 73,8828054 | 80 |
| | ab2 | Simple Moving Average | 1,029003986 | 4,44005157 | 3,89984462 | 7,04054866 | 4 |
| | ab3 | Simple Moving Average | 1,769889827 | 12,644525 | 12,3484319 | 16,1599066 | 14 |
| | ab4 | Simple E.S. | 7,686085701 | 25,2603207 | 40,0198535 | 40,009002 | 34 |
| | ab5 | Seasonal E.S. (Additive) | 19,0577363 | 95,7489196 | 97,5649108 | 168,278067 | 73 |
| | ab6 | Simple Moving Average | 0,523520234 | 7,05054355 | 5,79525659 | 6,76167242 | 6 |
| | ab7 | Double E.S. | 9,085482598 | 37,6108662 | 34,6191253 | 39,0930456 | 34 |
| | ab8 | Double E.S. | 11,61523246 | 12,2107734 | 14,7010605 | 43,0553554 | 14 |
| | ab9 | Simple Moving Average | 0,784354382 | 12,711348 | 11,6621365 | 11,1807582 | 12 |
| | ab10 | Double E.S. | 18,16915517 | 0 | 16,3772933 | 8,08966927 | 5 |
| | ab11 | Simple E.S. | 5,291821957 | 52,704061 | 57,3773466 | 64,9723062 | 59 |
| | ab12 | Double E.S. | 2,635195255 | 38,142685 | 42,8048311 | 46,1414993 | 41 |
| | ab13 | Double E.S. | 13,32943523 | 85,4468726 | 94,0415856 | 60,2267565 | 91 |
| | ab14 | Double E.S. | 18,40940455 | 0 | 0 | 0,41124737 | 0 |

Figura 13 Información presentada en la plantilla de presentación de resultados

En nuestro caso de estudio, esta hoja de Excel es muy importante porque contiene toda la información que la empresa necesita para realizar las reuniones de S&OP y hacer el cálculo de los inventarios.

7.3.4 AJUSTE PERSONALIZADO

Después de obtener los pronósticos automáticos en la hoja de Resultado de Excel, se puede personalizar, de forma opcional, los pronósticos de cada producto mediante una última fase que se llama ajuste personalizado. En esta sección se presenta un formulario en el cual se pueden escoger solamente los productos tipo A, el cual, en el momento de ser seleccionado, se presentará su gráfica y toda la información referente al pronóstico del producto, como el método de pronóstico y parámetros utilizados, cantidad de datos históricos seleccionados, números de datos de inicialización y simulación, pronóstico y medida del error. Como información adicional, en la gráfica se muestran los límites de predicción, hallados con un nivel de confianza del 95%. Este formulario, llamada *Custom Analysis*, se muestra en la Figura 14.

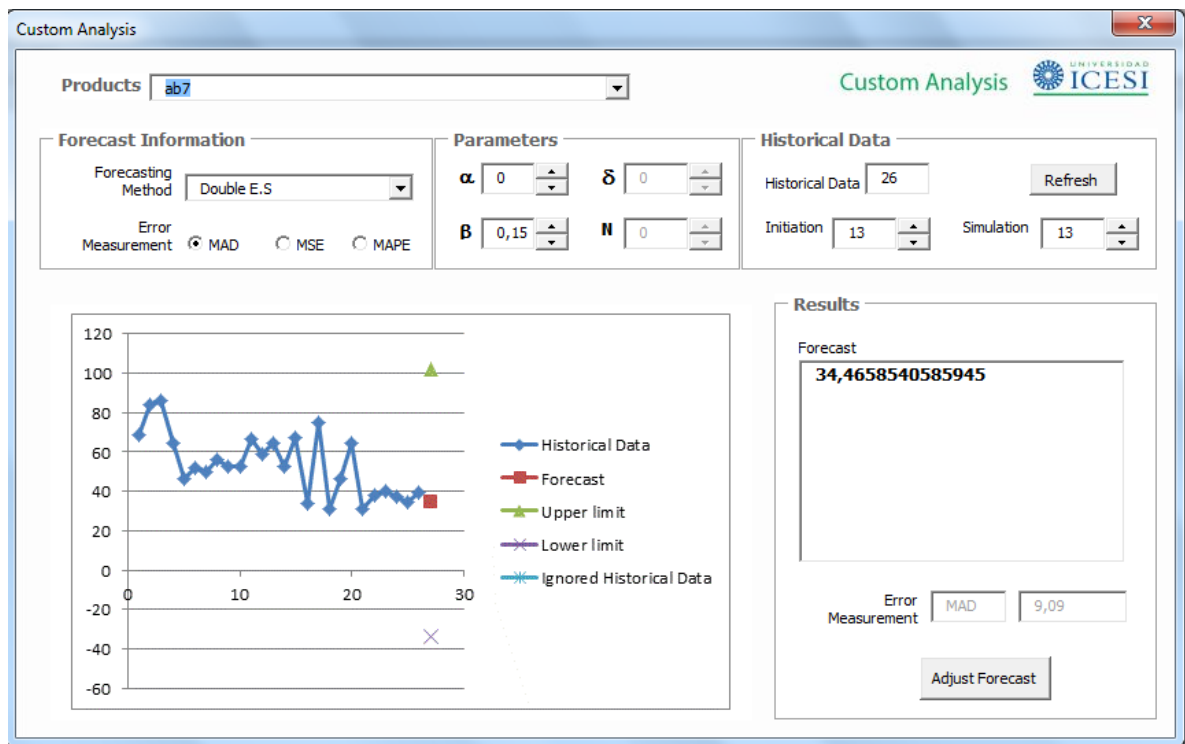


Figura 14 Formulario para el análisis personalizado de los pronósticos de los productos tipo A

En el formulario de *Custom Analysis* es posible modificar cualquiera de los parámetros del pronóstico. A medida que cambiamos los valores, la gráfica se actualizará automáticamente, con el fin de obtener el aporte del experto que conoce más a fondo la demanda de los productos e identifica mejor el comportamiento de los datos o cualquier cambio de patrón que los algoritmos que maneja la herramienta no podrían detectar. Así en tiempo real, se podrá observar el cambio en el error y en el pronóstico, tanto en la gráfica como el dato numérico. Al obtener el pronóstico que el usuario considera adecuado, se oprime el botón *Adjust Forecast* y la herramienta actualizará automáticamente el resultado en la hoja de presentación de resultados (Figura 13). Al terminar, se debe cerrar este formulario y automáticamente se llevará a la hoja de presentación de resultados para poder guardar el archivo y continuar con sus cálculos y procesos posteriores.

7.4 PRUEBA SIMULADA

El objetivo principal de la prueba simulada es lograr una estimación de la precisión del pronóstico obtenido con la herramienta propuesta y comparar el resultado con el proceso actual de pronóstico realizado por la empresa XYZ.

Para analizar la precisión alcanzada por la empresa en la actualidad, se retrocederá varios meses atrás (la cantidad nos la limitará el número de datos otorgados por la empresa) y se calculará la diferencia entre el pronóstico obtenido por XYZ para un mes determinado y el dato real de ese mismo mes. Este proceso se realizará para todos los productos en cada periodo de tiempo, y luego se obtendrá una estimación total de todos los meses simulados.

Un proceso similar al anterior se realizará para analizar la precisión obtenida con la herramienta. Igualmente se volverá varios meses atrás (la misma cantidad del proceso explicado en el anterior párrafo) y se calculará la diferencia entre el pronóstico obtenido por la herramienta de un mes determinado y el dato real de ese mismo mes. Se calculará este valor para todos los productos en cada periodo de tiempo y después se obtendrá una estimación total de todos los meses simulados.

Finalmente, se compararan los resultados obtenidos en los dos procesos anteriores y se concluirá a partir de estos.

7.4.1 DATOS DISPONIBLES PARA REALIZAR LA PRUEBA SIMULADA

Los datos de la prueba simulada son reales, proporcionados directamente por el representante del departamento de Planeación de Demanda de la empresa. La información recibida son los datos históricos de ventas de todos los productos⁵ de la compañía, desde el año 2010 hasta marzo del 2013. Se debe recordar que la empresa actualmente tiene dos tipos de datos históricos de ventas, uno referente al Sell In y otro correspondiente al Sell Out.

XYZ utiliza los datos del Sell In para hacer el pronóstico, ya que representan sus ventas directas. A pesar de que no se está de acuerdo que se tomen estos datos

⁵ Cuando se define productos hace referencia a todos los SKU estables de la compañía. Es decir, fueron eliminados de la tabla de datos los productos ofertas y/o promociones, ya que solo aparecían en ciertos periodos de tiempo.

debido a que son demandas dependientes del Sell Out, se utilizarán para realizar la prueba con la herramienta con el fin de compararlo con los pronósticos que la empresa ha facilitado. Igualmente se correrá la herramienta con los datos del Sell Out, y se compararán los resultados obtenidos con los del Sell In, con el fin de sacar algunas conclusiones.

La empresa XYZ también brindó el pronóstico definitivo, obtenido después de la reunión de S&OP, de los meses desde Mayo 2012 hasta Marzo del 2013 del Sell In de uno de sus principales clientes, el Éxito.

7.4.2 PROCEDIMIENTO UTILIZADO

Debido a que el mayor inconveniente presentado para la empresa radicaba en los pronósticos realizados para el Éxito, vamos a realizar las pruebas con los datos de este cliente.

Sell In

Ya que para los datos del Sell in se tenía el pronóstico realizado por la empresa desde el mes de Mayo 2012 hasta Marzo 2013, se pronosticó con la herramienta propuesta estos periodos de la siguiente forma:

Para el primer periodo, es decir, Mayo 2012, se ingresó todos los datos históricos hasta el mes de abril del 2012 y se pronosticó un periodo futuro, Mayo 2012. Para el siguiente mes, se ingresó los mismos datos históricos pero se agregó un mes más, Mayo 2012, para pronosticar un periodo futuro, Junio 2012. Así sucesivamente hasta Pronosticar el mes de Marzo 2013. Luego, después de tener esta información, se comparó los datos reales con el pronóstico dado por la empresa y se calculó el MAD y el MAPE.

Así mismo, se comparó los datos reales con los resultados de la herramienta, y se obtuvo el MAD y MAPE con el mismo procedimiento explicado en el párrafo anterior. Finalmente contrastó los indicadores de error y se obtuvieron conclusiones.

Uno de los inconvenientes de esta prueba, es que se está comparando un pronóstico cuantitativo ajustado cualitativamente en la reunión de S&OP, con un pronóstico meramente cuantitativo. Por ello, se consideró importante comparar también el resultado de la herramienta con el pronóstico cuantitativo que

actualmente se hace en la empresa, un promedio móvil simple con tres periodos de referencia. La obtención del error, MAD y MAPE, se hicieron de la misma manera de la anterior prueba y se realizaron las debidas comparaciones.

Sell Out

La prueba simulada con los datos del Sell Out se hicieron de una forma muy similar a los realizados con el Sell in. La única diferencia fue que para estos tipos de datos no se tenía un pronóstico realizado por la empresa, razón por la cual se comparó los resultados obtenidos por la herramienta y un pronóstico obtenido por el método que actualmente XYZ utiliza, promedio Móvil Simple con tres periodos de referencia. Igualmente se obtuvo el MAD y MAPE y se concluyó.

7.4.3 RESULTADOS DE LAS PRUEBAS

Después de realizar las pruebas con la metodología explicada en la anterior sección, se encontró lo siguiente:

7.4.3.1 Resultados Pruebas para el Sell in

En las Figuras 15 y 16 se presentan, respectivamente, los gráficos del MAD obtenido entre: el pronóstico calculado por Forecasting Tool y el calculado por la empresa XYZ; y el pronóstico calculado por la herramienta propuesta y el calculado por medio del promedio móvil simple con $N=3$.

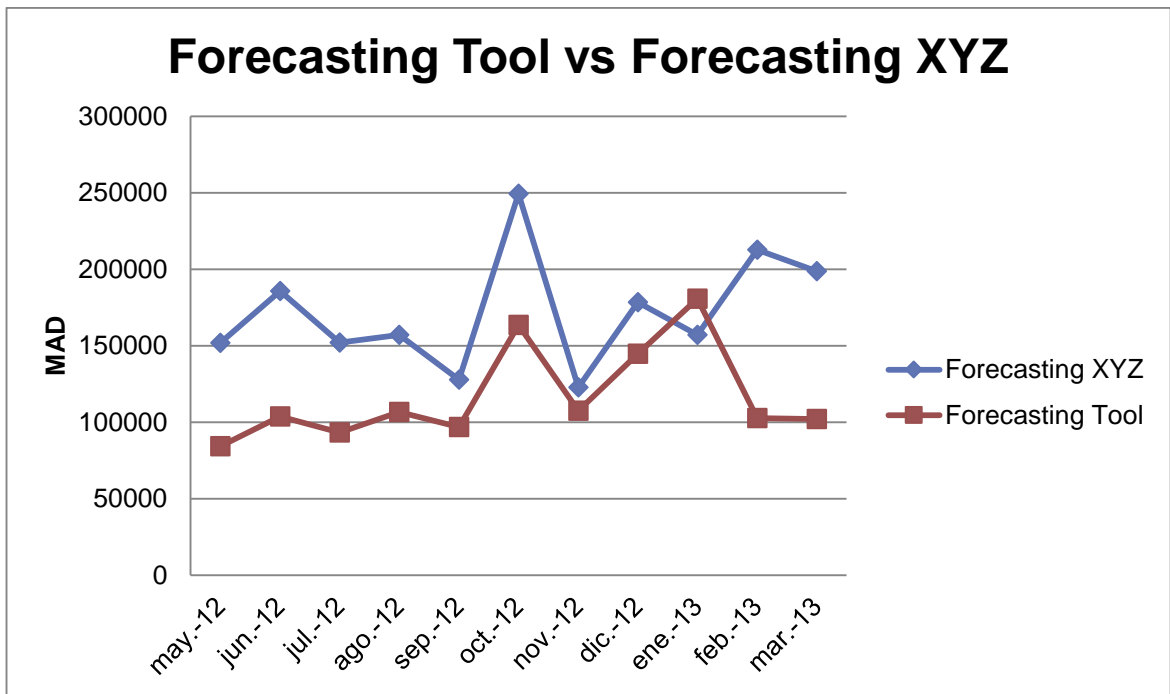


Figura 15 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado por la empresa después de las reuniones del S&OP para el sell in.

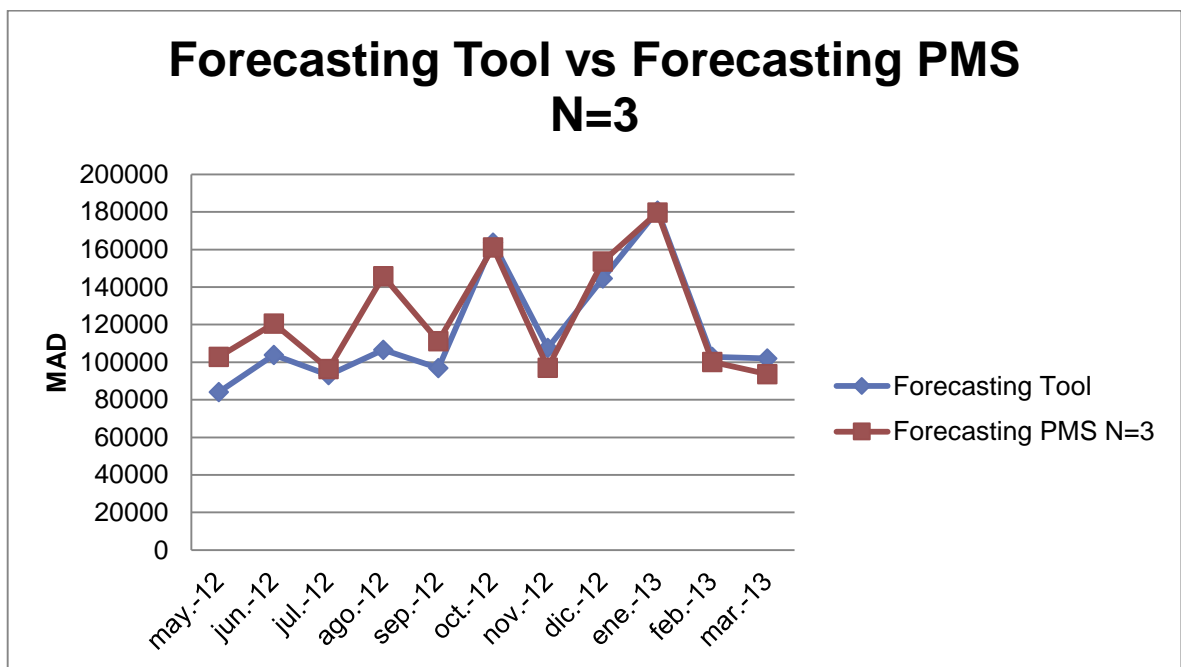


Figura 16 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell in.

Como se pudo analizar en las 2 gráficas anteriores, el MAD obtenido del pronóstico generado por la herramienta es inferior al calculado por los métodos realizados por la empresa, representando una mejora en la precisión de los pronósticos. Cabe la pena agregar que los resultados de la herramienta son los que se hacen de manera automática, es decir, sin tener en cuenta la experiencia del usuario. Si pudiéramos incluir la experiencia del experto, contribuyendo a una mejor identificación de la tendencia de los datos, se podrían tener resultados aún mejores.

Igualmente, en las Figuras 17 y 18, mostradas a continuación, se presentan las mismas dos comparaciones anteriores pero en esta ocasión en términos del MAPE.

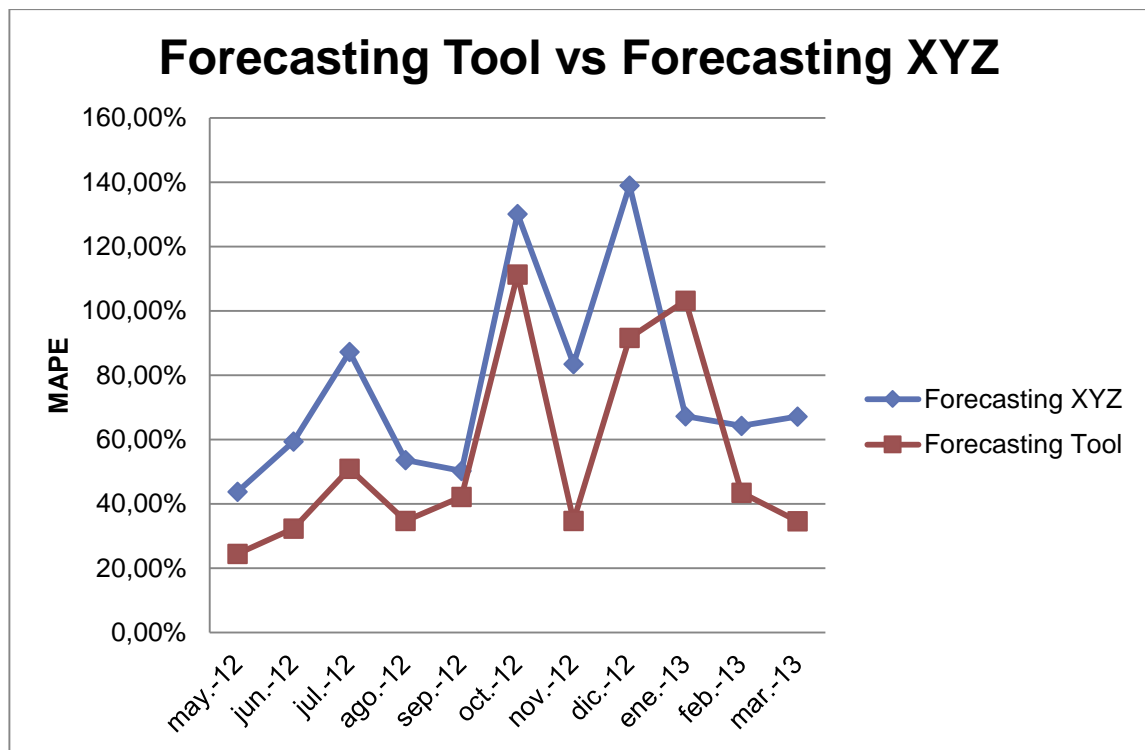


Figura 17 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado por la empresa después de las reuniones del S&OP para el sell in.

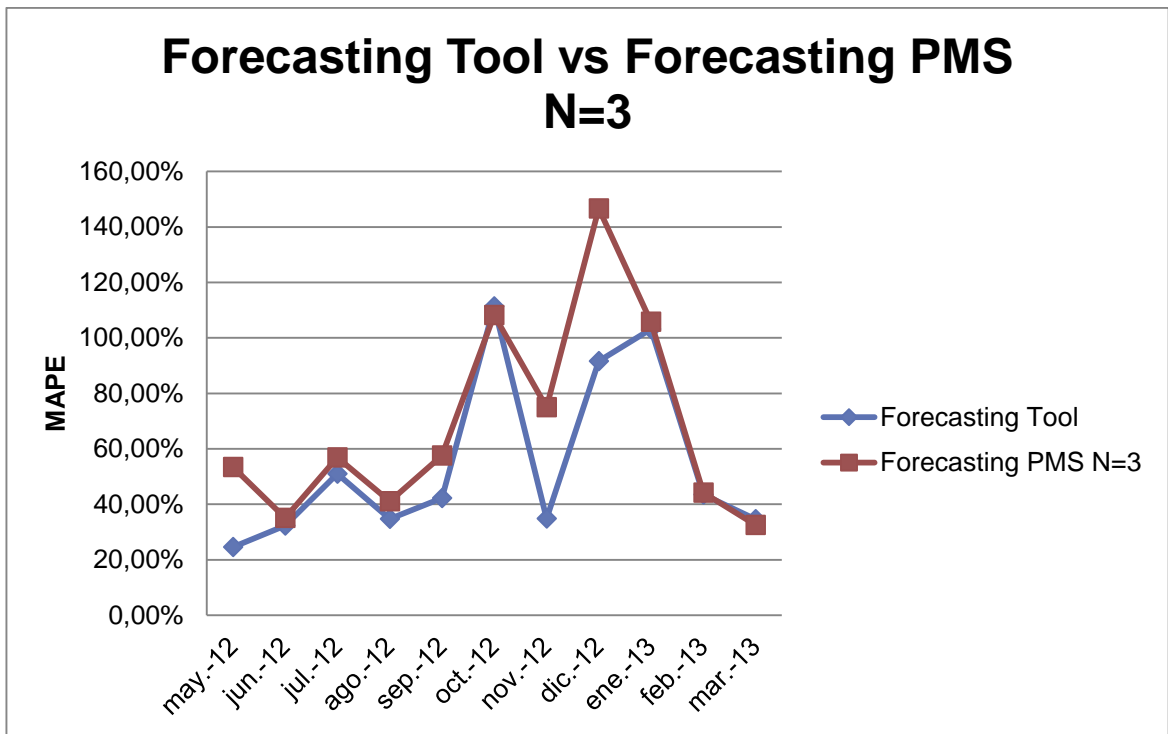


Figura 18 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell in.

En estas gráficas se puede apreciar un comportamiento del MAPE similar al MAD. Se nota una mejora significativa, principalmente, con relación a los pronósticos resultantes después del S&OP, aunque también mejora con respecto a su método cuantitativo (base para las reuniones del S&OP).

Sell out

Al igual que con el *sell in* se obtuvieron resultados tanto del MAD como del MAPE para realizar la comparación, sin embargo para el *sell out* no se tienen los datos de los pronósticos hechos por la empresa, ya que ellos solo pronostican el *sell in*. Por esta razón se usó para la comparación solo el pronóstico hecho con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia, como ellos calculan su base estadística netamente cuantitativa para las reuniones del S&OP.

En la Figura 19 se muestra la comparación entre los resultados del pronóstico realizado con la herramienta y el pronóstico realizado con un promedio móvil simple con N=3 en términos del MAD

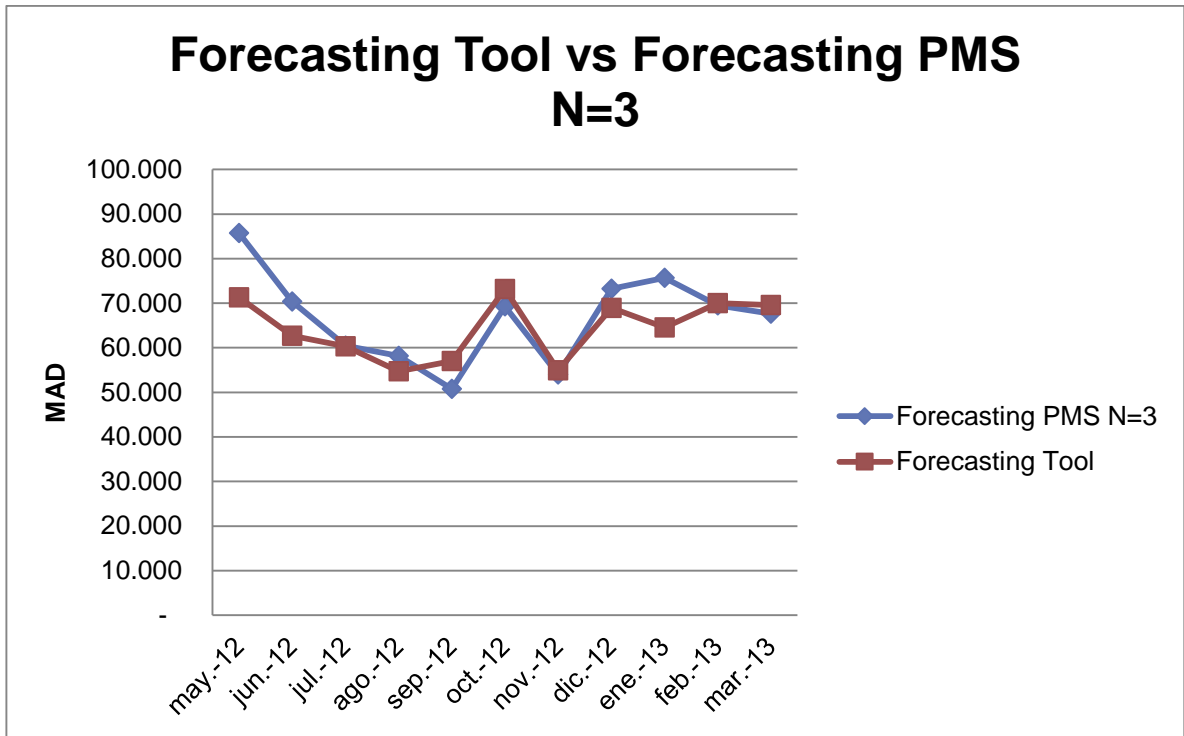


Figura 19 Comparación del MAD calculado por la herramienta vs el MAD calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell out.

Se puede notar que la diferencia es pequeña pero de igual manera se aprecia una mejora con respecto a lo que se hace actualmente en la empresa. Con la Figura 20 se puede apreciar la misma comparación en términos del MAPE.

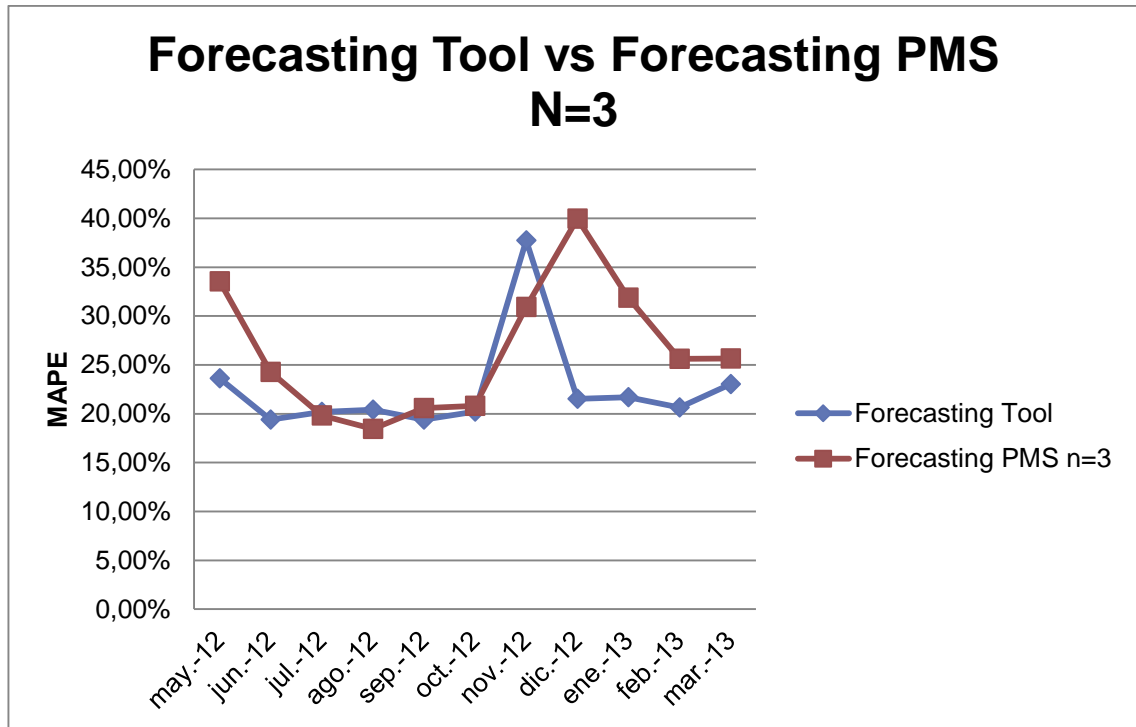


Figura 20 Comparación del MAPE calculado por la herramienta vs el MAPE calculado con un pronóstico Promedio Móvil Simple con 3 datos de referencia para el sell out

Con el MAPE, además de poder corroborar que existe una mejora, se puede apreciar que los resultados de los pronósticos del sell out hechos tanto por la empresa y como los calculados por la herramienta, son significativamente mejores a los calculados por el *sell in*. Como se explicó anteriormente, esto se debe a que el *sell in* es una demanda dependiente del *sell out*, por lo que se evidencia que es más conveniente pronosticar el *sell out* y transformar esta información en términos de *sell in*, con el fin de calcular sus inventarios.

8. RESULTADOS GENERALES DEL PROYECTO Y ANÁLISIS

8.1 PROCEDIMIENTO JERÁRQUICO PARA REALIZAR UN PRONÓSTICO

El procedimiento jerárquico desarrollado en este proyecto no tiene como fin generar un nuevo conocimiento, sin embargo tiene un valor agregado muy grande, en especial para las personas interesadas en el área de pronósticos, ya que presenta de una forma muy organizada y fácil de entender, la literatura existente sobre este tema y además se busca que el lector pueda visualizar diferentes casos que pueden ocurrir a lo largo del proceso y las decisiones que se deben tomar para realizar el pronóstico con una buena precisión de acuerdo al caso que se presente. De acuerdo a esto, si alguna metodología mencionada es de su interés, se puede encontrar la bibliografía en el texto, para estudiarla más a fondo.

8.2 SELECCIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA UN CASO DE ESTUDIO

Se presenta el problema de la empresa XYZ como un caso de estudio y se buscan las mejores decisiones para incluirla en la herramienta desarrollada en este proyecto con el fin de dar solución a este problema. A partir del caso de la empresa XYZ, se pudo corroborar que el esquema presentado y la literatura existente, permite obtener buenos resultados de pronóstico en términos de precisión y, esto se confirmó con los resultados presentados en la prueba simulada en la que se tomaron en cuenta los datos reales de la empresa y sus pronósticos en la actualidad. En los resultados de las pruebas se puede notar que a partir del esquema de decisiones planteado, los resultados para la empresa tuvieron una significativa mejora, por lo que este caso de estudio permite al lector no solo verificar estos resultados, sino también seguir un ejemplo como guía para realizar los pronósticos en la práctica basados en este esquema.

8.3 HERRAMIENTA FORECASTING TOOL

La herramienta *Forecasting Tool* desarrollada en este proyecto, se ha tomado como una posible solución al caso de estudio de la empresa XYZ para probar los resultados. Este es el verdadero valor agregado para la empresa XYZ, pues es una herramienta práctica que les permitirá mejorar sus resultados. Sin embargo además de los resultados que se mostraron, la herramienta también mejora su

proceso de planeación en otros aspectos. Uno de ellos es el tiempo, ya que *Forecasting Tool* se demora menos de un minuto⁶ en realizar el pronóstico para casi 300 referencias, añadiendo además la parte técnica, que involucra los diferentes métodos de pronósticos, la optimización de parámetros, entre otros aspectos que ya fueron mencionados anteriormente.

Por último, se añade una fase que permite tener en cuenta la experiencia del usuario, lo cual puede permitir además de obtener los pronósticos, personalizarlos y analizar su comportamiento, como también de poder modificar el pronóstico de acuerdo a lo que el usuario experto conoce sobre el comportamiento de los diferentes productos. Esta personalización es bastante flexible en los parámetros que se pueden modificar. Es posible probar cambiando el método de pronósticos, la medida de error que se desee conocer, los parámetros del método de pronósticos (N , α , β , γ de acuerdo al método que se esté usando) y por último, la cantidad de datos históricos y la de datos de inicialización y simulación que se quieran utilizar. Para poder realizar un mejor análisis y observar su comportamiento, en el formulario se muestra la gráfica con los datos históricos, el pronóstico y los límites de predicción, que además se actualizan en tiempo real cada que alguno de los parámetros acabados de mencionar es modificado. También se presenta en el mismo formulario, el valor numérico del pronóstico y el error, que de la misma manera se actualiza cada que uno de los parámetros mencionados cuando es modificado.

8.4 PRECISIÓN DE LA HERRAMIENTA VS PRECISIÓN DEL MÉTODO ACTUAL (RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN)

Anteriormente, se han mostrado los resultados de la herramienta tanto para el *sell in* como para el *sell out* y, en términos del MAD y el MAPE. En ellos se evidencia una mejora significativa después de ejecutar los pronósticos con la herramienta. Los valores obtenidos para realizar estas gráficas se muestran en el ANEXO 5: Resultados Numéricos de las pruebas realizadas con *Forecasting Tool*

A continuación se presenta un resumen de los resultados en forma numérica para realizar su análisis. Para el *sell in* en términos del MAD, se sumaron los valores

⁶ Este tiempo fue tomado ejecutando la herramienta para pronosticar aproximadamente 300 referencias de la empresa con 24 meses de datos históricos. Este tiempo puede variar dependiendo de la cantidad de referencias que se deseen pronosticar y la cantidad de datos históricos que se tomen.

del error de todos los periodos para obtener un solo valor para compararlos. El resultado obtenido fue el siguiente:

| | |
|----------------------------|--------------|
| Forecasting XYZ | 1.893.970,77 |
| Forecasting PMS N=3 | 1.362.103,92 |
| Forecasting Tool | 1.286.192,88 |

Se puede observar que el resultado arrojado por la herramienta tiene un error total de 607.778 unidades menor que el pronóstico hecho por XYZ y 75.911 unidades menor que el pronóstico realizado con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia. Esto implica que la herramienta logró una mejora en la precisión con respecto al primero del 32,09% y con respecto al segundo del 5,57%. Esta mejora con respecto al pronóstico actual de XYZ es significativamente alta, sin embargo, con respecto a su base estadística (Promedio Móvil Simple con N=3) es menor, aunque de igual manera sea representativo para la empresa. Por ello vemos como el ajuste del pronóstico durante las reuniones del S&OP aumentan el error de los pronósticos. Aunque los resultados mostrados por la herramienta pueden también cambiar durante estas reuniones, si la base estadística mejora, el pronóstico definitivo también lo hará, ya que los ajustes se realizan con porcentajes sobre los valores actuales y entre más alto sea el error, más se amplifica a la hora de modificar estas cantidades.

En términos del MAPE, se promediaron los valores de todos los periodos para obtener un solo valor para realizar la comparación. A continuación se presentan los resultados:

| | |
|----------------------------|--------|
| Forecasting XYZ | 76,87% |
| Forecasting PMS N=3 | 68,76% |
| Forecasting Tool | 54,89% |

Se puede observar que el resultado arrojado por la herramienta tiene un error promedio de 21,98% menos que el pronóstico hecho por XYZ y 13,87% menos que el pronóstico realizado con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia. Esto implica que la herramienta logró una mejora en la precisión con respecto al primero del 28,60% y con respecto al segundo del 20,17%. De igual forma, el error calculado con Promedio Móvil Simple es menor al calculado por la empresa XYZ.

Para el *sell out* en términos del MAD se realizaron los mismos procedimientos que para el *sell in* con el fin de obtener solo un valor y poder comparar. Se debe recordar que en esta ocasión no se tienen los pronósticos proporcionados por la empresa, ya que ellos solo pronostican el *sell in*. Por esta razón, solo se ha comparado con el pronóstico realizado con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia (como calculan su base estadística para las reuniones del S&OP). El resumen de los resultados del error se presentan a continuación:

Forecasting PMS N=3 734.830

Forecasting Tool 707.985

Se puede observar que el resultado arrojado por la herramienta tiene un error total de 26.845 unidades menor que el pronóstico realizado con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia. Esto implica que la herramienta logró una mejora en la precisión del 3,65%.

En términos del MAPE, se promediaron los valores de todos los periodos para obtener un solo valor para realizar la comparación. A continuación se presentan los resultados:

Forecasting PMS N=3 26,50%

Forecasting Tool 22,54%

Se puede observar que el resultado arrojado por la herramienta tiene un error promedio de 3,96% menos que el pronóstico realizado con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia. Esto implica que la herramienta logró una mejora en la precisión del 14,95%.

También se puede notar que el error de los pronósticos del *sell out* son muy inferiores a los realizados para el *sell in*, tanto los pronosticados por la metodología usada por la empresa para calcular la base estadística, como los realizados por la herramienta. Esto se debe a que, como se ha mencionado anteriormente, el *sell in* es una demanda dependiente del *sell out*. Esto permite comportamientos inesperados en esta demanda dependiente, pues se pueden presentar inconvenientes dependiendo de los inventarios en sus clientes.

9. CONCLUSIONES

Para concluir este proyecto es necesario dividirlo en sus dos componentes principales: el teórico y el aplicado. Por la parte teórica, a medida que se desarrolla el primer objetivo, el procedimiento jerárquico, se comprende que para agregarle verdadero valor al proyecto, es necesario no quedarse solo con el proceso de pronóstico que se desarrolla comúnmente en las empresas, sino añadir diferentes casos que podrían ocurrir en la práctica, con el fin de que el lector pueda apoyarse en esta información y de acuerdo al caso que se le presente, poder realizar una investigación más profunda con base a las metodologías presentadas, y así tomar las mejores decisiones. La organización de esta información que se ha propuesto en el diagrama del procedimiento jerárquico, facilitará la búsqueda de esta información durante el proceso, permitiendo un mayor uso de las diferentes metodologías propuestas por diferentes autores, ya que actualmente, es poco común encontrarlas en la práctica por el tiempo y el esfuerzo que se debe dedicar a la investigación y consecución de información.

Por medio del caso de estudio de la empresa XYZ, como se pudo observar en los resultados generales del proyecto, se ha demostrado que siguiendo el orden y las metodologías postuladas, es posible mejorar en gran medida la precisión del pronóstico, aún cuando se estuvo bastante limitado por algunas decisiones de la empresa y por el lenguaje de programación de la herramienta desarrollada que no permitía procedimientos o formulaciones muy complejas.

Además, conociendo las múltiples metodologías que existen durante el proceso y que han sido postuladas en el proyecto, se ha comprendido que aunque se hayan desarrollado múltiples algoritmos, por más complejos estos sean, la opinión del experto siempre será importante por la naturaleza variable de los datos en la realidad y que él es quien puede identificar mejor, a través de su conocimiento, los diferentes comportamientos que se puedan presentar, con el fin de tomar las mejores decisiones.

Por la parte aplicada, se ha conseguido mejorar la planeación de demanda de la empresa XYZ, por medio de la herramienta desarrollada, que ha aumentado la precisión de sus pronósticos.

Teniendo en cuenta que la parte teórica ha sido integrada a la parte aplicada (herramienta para el caso de estudio) se ha logrado el objetivo del proyecto al aumentar la precisión de los pronósticos de la empresa. A su vez, esto contribuye al mejoramiento de la planeación de su demanda, cumpliendo con el objetivo general del proyecto. Sin embargo, estas mejoras están basadas en las pruebas realizadas en el proyecto, que se hicieron sólo teniendo en cuenta la parte automática de la herramienta. Estos resultados se podrían mejorar aún más y

solucionar el problema definitivamente haciendo uso del análisis personalizado que incluye *Forecasting Tool*, pues el experto tiene el conocimiento del cómo y el porqué de los comportamientos de la demanda de los diferentes productos, además de poder identificar estos cambios de patrones de manera visual, para ajustar el pronóstico a su comportamiento y obtener aún más precisión.

Es importante mencionar que se ha recibido la retroalimentación de la empresa durante todo el desarrollo de la herramienta, ya que además de ajustarse a sus parámetros y especificaciones, se tiene mayor seguridad de que la herramienta sea implementada y utilizada por ellos. Esto garantiza la mejora obtenida en las pruebas, pues estos resultados se han obtenido por medio de la herramienta.

Además de haber cumplido con el objetivo, la herramienta contribuye al mejoramiento de la planeación de demanda en otros aspectos. Uno de ellos es el componente teórico, ya que se ha pasado de realizar el pronóstico de todas las referencias con un Promedio Móvil Simple con 3 periodos de referencia, a realizarse siguiendo las metodologías descritas en el desarrollo del segundo objetivo, que existen en la literatura de múltiples investigaciones, sin incurrir en un mayor tiempo, ya que *Forecasting Tool* solo tarda menos de un minuto en realizar el pronóstico de todas las referencias que se tienen actualmente en la empresa y con la cantidad de datos históricos con los que cuentan.

A pesar de las mejoras que se han realizado y de haber cumplido con el objetivo del proyecto, también se ha podido llegar a otras conclusiones. Una de ellas, es que se ha demostrado que la demanda tipo *sell in* arroja errores mayores que la demanda tipo *sell out*, ya que esta última es la demanda independiente. Otra conclusión importante se refiere a que, aunque se ha mejorado la precisión del pronóstico, se puede observar que después de las reuniones del S&OP la precisión del pronóstico es más baja, lo que implicaría que los resultados de la precisión de la herramienta podrían disminuir. No obstante, por haber bajado el error de la base estadística para estas reuniones, se concluye que el error seguirá siendo inferior aún después de las reuniones de la planeación de ventas y operaciones, pues en estas solo se amplifica el error en términos porcentuales.

Por último, se pudo observar que con los métodos de series de tiempo que son más comúnmente utilizados, se pueden obtener grandes mejoras y buenos resultados en los pronósticos, sin haber recurrido a los métodos más avanzados que requieren más recurso computacional para el caso de la herramienta, y en general mayor tiempo y esfuerzo entre otros recursos.

10.RECOMENDACIONES

En cuanto a la parte teórica, es necesario tener en cuenta las restricciones que se tengan cuando se presenten, como límites impuestos por la empresa o de un software en caso de que utilicen alguno, para elegir las metodologías más acordes. Siguiendo en un orden coherente el proceso jerárquico como se plantea en el proyecto, se pueden obtener muy buenos resultados, siempre y cuando se analicen detenidamente las situaciones que se viven en la práctica y se comparen correctamente con lo propuesto en el texto. Por ejemplo, algunas decisiones relacionadas con los métodos de pronóstico utilizados en Forecasting Tool fueron influenciados por el tipo de industria de nuestro caso de estudio, sin embargo, es recomendable agregarle a la herramienta algunos métodos que permitan obtener unos mejores resultados en situaciones especiales, como demanda errática e intermitente.

En cuanto al caso de estudio de la empresa XYZ (parte aplicada), se ha presentado la recomendación de pronosticar el *Sell Out* en lugar del *Sell in*, y posteriormente convertir del *Sell Out* al *Sell In* para calcular los inventarios, ya que tendrán mayor precisión en sus pronósticos por ser el *Sell Out* la demanda independiente, resultados que se han comprobado a lo largo del proyecto.

A pesar de que Forecasting tool obtiene excelentes resultados con su proceso de pronóstico automático, podemos mejorar la precisión de los cálculos si ajustamos ciertos parámetros manualmente. Por ello se recomienda un fuerte uso de la fase de personalización del pronóstico de la herramienta, diseñada para un uso fácil y práctico, que permita añadir la experiencia del experto y lograr mejores resultados para la base estadística que se presentará en las reuniones de la Planeación de Ventas y Operaciones. No obstante, es una fase que también podrá ser usada durante el proceso de S&OP, con el fin de realizar un mejor análisis del comportamiento del producto antes de realizar el ajuste correspondiente.

Teniendo en cuenta los buenos resultados obtenidos en el proyecto, se recomienda, para desarrollarlo en proyectos siguientes, complementar la herramienta con módulos de los procesos posteriores a los pronósticos de demanda, como políticas de inventario y MPS. Esto podría ser la solución para muchas empresas, especialmente las Pymes, las cuales no cuentan con programas sofisticados o el presupuesto para adquirirlos, para realizar estas actividades, con el fin de que mejoren su planeación, disminuyan costos y puedan competir en el mercado global.

11. BIBLIOGRAFÍA

- Bowerman, B., O'Connell, R., & Koehler, A. (2005). *Forecasting, time series, and regression (4th edition)*. California: Thomson Editores.
- Abdullah, K., & Tayfur, A. (2004). An Experimental Study on Forecasting Using TES Processes. *PROCEEDINGS OF THE 2004 WINTER SIMULATION CONFERENCE* (págs. 437-443). Washington D.C: IEEE.
- Akaike, H. (1973). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *Proceedings of the 2nd International Symposium on Information Theory* (págs. 267–281). Budapest: In Petrov, B. N., & Csaki, F.
- Atkinson, A., & Riani, M. (1997). Bivariate boxplots, multiple outliers, multivariate transformations and discriminant analysis: the 1997 Hunter lecture. *Environmetrics*, 583-602.
- Ballou, R. (2004). *Logística: Administración de la Cadena de Suministro*. Mexico: Pearson Educación.
- Battaglia, F., & Orfei, L. (2002). Outlier Detection and estimation in nonlinear time series. *Journal of Time Series Analysis*, 108-121.
- Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: forecasting and control (2nd ed.)*. San Francisco: Holden-Day.
- Braglia, M., Grassi, A., & Montanari, R. (2004). Multi-attribute classification method for spare parts inventory management. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 55-65.
- Bruce, A., & Martin, D. (1989). Leave-k-out diagnostics for time series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 363-424.
- Cai, Y., & Davies, N. (2003). A simple diagnostic method of outlier detection for stationary Gaussian time series. *Journal of Applied Statistics*, 205-223.
- Castro, C. A., & Uribe, D. C. (2010). Optimización de Parámetros y de Valores de Inicio Para el Modelo de Holt Basado en Señal de Seguimiento. *EIA*, 115-124.
- CHASE, R. e. (2009). *Administración de Operaciones, Producción y Cadena de Suministro*. México: McGrawHill.
- Chernick, M., Downing, D., & Pike, D. (1982). Detecting outliers in time series data. *Journal of the American Statistical Association*, 743-747.

- Christodoulos, C., Michalakelis, C., & Varoutas, D. (2010). Forecasting with limited data: Combining ARIMA and diffusion models. *Technological Forecasting & Social Change*, 558-565.
- Chun, S.-H., & Kim, S. (2004). Automated generation of new knowledge to support managerial decision-making: Case Study in Forecasting a Stock Market. *Expert Systems*, 16.
- Clemen, R. T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated. *International Journal of Forecasting*, 559-583.
- EVERETT E. Adam, e. a. (1991). *Administración de la Producción y Operaciones*. México: Prentice Hall.
- Everette S, G. (2006). Exponential smoothing: The state of the art—Part II. *International Journal of Forecasting*, 637 – 666.
- Fildes, R., Hibon, M., Makridakis, S., & Meade, N. (1998). The accuracy of extrapolative forecasting methods: additional empirical evidence. *International Journal of Forecasting*, 339-358.
- Flores, B. E., & Pearce, S. L. (2000). The use of an expert system in the M3 competition. *International Journal of Forecasting*, 485 – 496.
- Flores, B., Olson, D., & Dorai, V. (1992). MANAGEMENT OF MULTICRITERIA INVENTORY CLASSIFICATION. *Mathl. Comput. Modelling*, 71-82.
- Goodell Brown, R. (1959). *Statistical forecasting for inventory control*. New York: McGraw-Hill.
- Hamzaçebi, C., Akay, D., & Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 3839–3844.
- HERRERA, J. P. (2002). Metodología de un Modelo ARIMA condicionado para el pronóstico del PIB.
- HILERA, J. M. (1995). *Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones*.
- HYNDMAN, R. (2009). Forecasting Overview.
- Hyndman, R., & Khandakar, Y. (2008). Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. *Journal of Statistical Software*, 3.

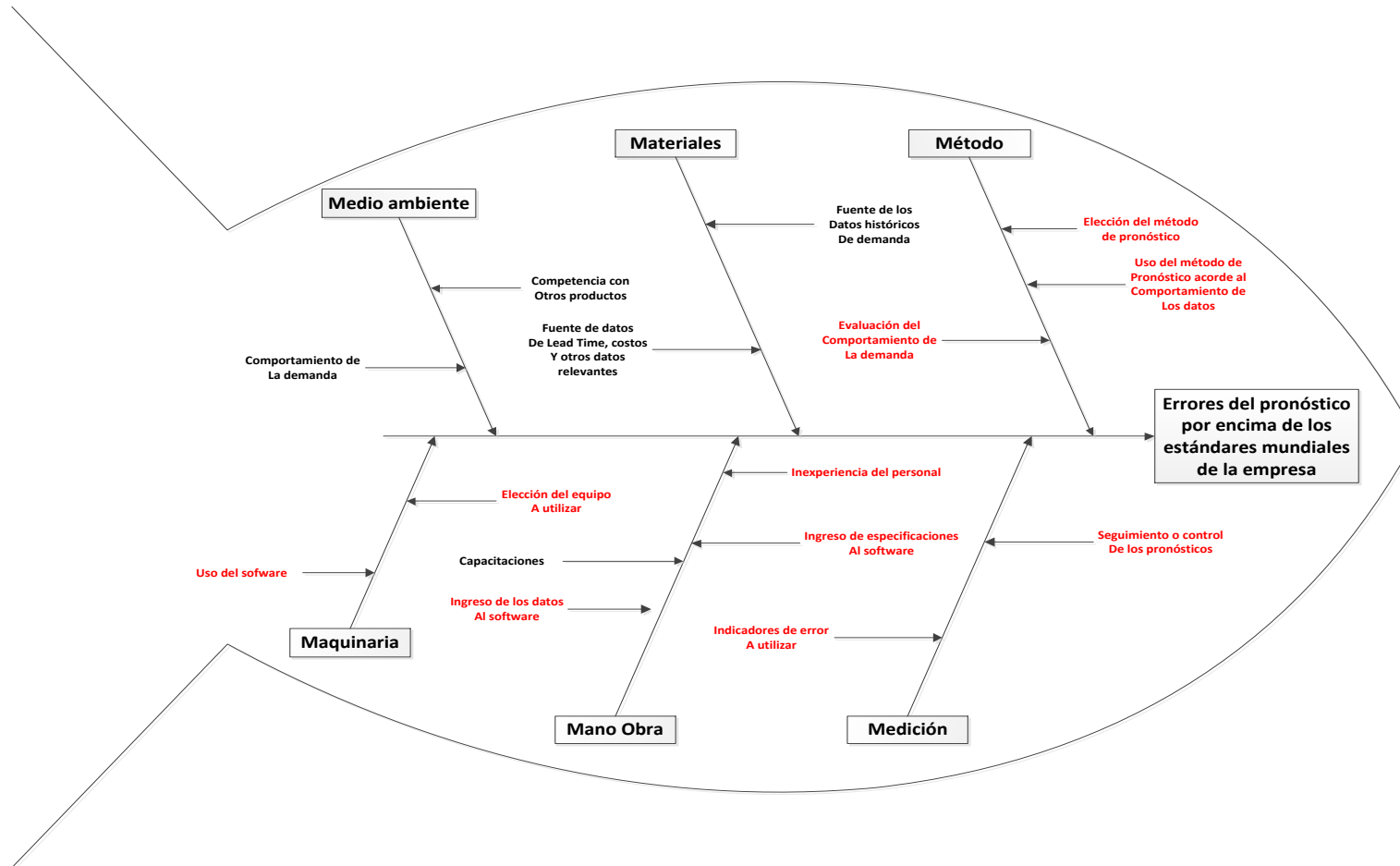
- Jamshidi, H., & Jain, A. (2008). Multi-Criteria ABC Inventory Classification: With Exponential Smoothing Weights. *The Journal of Global Business Issues*, 60-67.
- Kulonda, D. J. (2002). Managing erratic demand: The Multi-Channel Manufacturing approach. *Journal of Textile and Apparel, Technology and Management*.
- Makridakis, S., & Wheelwright, S. (1989). *Manual de Técnicas de Pronostico*. Mexico D.F: Limusa S.A.
- Makridakis, S., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lewandowski, R., Newton, J., y otros. (1982). The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting. *Journal of Forecasting*, 111-153.
- MEADE, N. (2000). Evidence for the Selection of Forecasting Methods. *Journal of Forecasting*, 515-535.
- Meade, N., & Smith, I. (1985). ARARMA vs ARIMA—A study of the benefits of a new approach to forecasting. *Omega*, 519-534.
- Meyer, A., & Meyer, D. (2006). MIT Supply Chain Exchange Symposium. *Proceedings of the "Demand Management: Optimizing Supply and Demand Over Time" Symposium* (págs. 1-21). Cambridge: Working Knowledge.
- Meyer, A., & Meyer, D. (2006). *Proceedings of the "Demand Management: Optimizing Supply and Demand Over Time" Symposium*. Cambridge.
- Middleton, M. (2003). *Data Analysis Using Microsoft Excel: Updated for Office XP*. California: Duxbury Press.
- Nare, H., Maposa, D., & Lesaoana, M. (2012). A method for detection and correction of outliers in time series data. *African Journal of Business Management*, 6631-6639.
- Neufeld, J. (2002). *Learning Business Statistics with Microsoft Excel 2002*. New York: Prentice Hall.
- Newbold, P., & Granger, C. (1974). Experience with forecasting univariate times series and the combination of forecasts. *Journal of the Royal Statistical Society*, 131– 165.
- Ortiz, M. (31 de Octubre de 2011). *La utilidad e importancia de Excel: EXCELTOTAL*. Recuperado el 12 de Noviembre de 2012, de sitio web de EXCELTOTAL: <http://exceltotal.com/la-utilidad-e-importancia-de-excel/>

- PALMER, A. M. (1999). ¿Qué son las Redes Neuronales Artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adicciones.
- Parzen, E. (1982). ARARMA models for time series analysis and forecasting. *Journal of Forecasting*, 67-82.
- Radovilsky, Z. (2008). Improving Accuracy and Automating Forecasting Spreadsheets. *International Journal of Business Strategy*, 137-142.
- Ragsdale, C. (2007). *Spreadsheet Modeling and Decision Analysis: A Practical Introduction to Management Science*. Massachusetts: South-Western College Pub.
- Ramanathan, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization. *Computers & Operations Research*, 695-700.
- Rasmussen, R. (2004). On time series data and optimal parameters. *Omega*, 111 – 120.
- Rezaei, J., & Dowlatshahi, S. (2010). A rule-based multi-criteria approach to inventory classification. *International Journal of Production Research*, 7107-7126.
- Ruangkanjanases, A., & Thomopoulos, N. (2007). Forecasting with irregular demand history. *Proceeding of the 38th Annual Meeting of the Midwest Decision Sciences Institute*. Chicago.
- Sanders, N., & Manrodt, K. (2003). Forecasting Software in Practice: Use, Satisfaction and Performance. *Interfaces*, 90-93.
- Sanders, N., & Manrodt, K. (2003). Forecasting Software in Practice: Use, Satisfaction, and Performance. *Interfaces*, 90-93.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 461–464.
- Sharda, R. (1994). Neural networks for the MS/OR analyst: An application bibliography. *Interfaces*, 116–130.
- TORO, E. M. (2004). Pronóstico de ventas usando Redes Neuronales.
- Varghese, V., & Rossetti, M. (2008). A Classification Approach for Selecting Forecasting Techniques for intermittent Demand. *Proceedings of the 2008 Industrial Engineering Research Conference* (págs. 863-868). Vancouver: J. Fowler and S. Mason.

- Weekly, R., Goodrich, R., & Cornman, L. (2009). An Algorithm for Classification and Outlier Detection of Time-Series Data. *JOURNAL OF ATMOSPHERIC AND OCEANIC TECHNOLOGY*, 94-107.
- Widrow, B., Rumelhart, D., & Lehr, M. (1994). Neural networks: Applications in industry, business and science. *Communication of the acm*, 93–105.
- Winters, P. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 324 – 342.
- Zhang, G., Patuwo, B., & Y.Hu, M. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 35–62.
- Zou, H., & Yang, Y. (2004). Combining time series models for Forecasting. *Elsevier*, 69-84.

12. ANEXOS

ANEXO 1: Diagrama causa – efecto



ANEXO 2 Bibliografía Adicional: Métodos de Pronósticos

En la siguiente bibliografía podrá encontrar información más detallada sobre los métodos de series de tiempo tratados en el marco teórico:

CHASE, R. e. (2009). *Administración de Operaciones, Producción y Cadena de Suministro*. México: McGrawHill.

EVERETT E. Adam, e. a. (1991). *Administración de la Producción y Operaciones*. México: Prentice Hall.

ANEXO 3. Matriz de Marco Lógico

| ENUNCIADO DEL OBJETIVO | INDICADORES | | MEDIOS DE VERIFICACIÓN | SUPUESTOS |
|--|--|--|---|-----------|
| | Enunciado (Dimensión/Ámbito de Control) | Fórmula de cálculo | | |
| OBJETIVO GENERAL | | | | |
| Contribuir al mejoramiento del control de los inventarios de la empresa XYZ | | | | |
| OBJETIVO DEL PROYECTO | | | | |
| Proponer y desarrollar una herramienta que contribuya a la disminución de los errores de los pronósticos de demanda para la línea de productos ABC | Cumplimiento de los objetivos específicos propuestos | Objetivos específicos cumplidos/Total Objetivos específicos | Herramienta validada | |
| OBJETIVO ESPECÍFICO 1 | | | | |
| Documentar el proceso de elaboración de pronósticos de la empresa XYZ | Cumplimiento de las actividades propuestas | Actividades realizadas/Total Actividades | Documento del proceso actual de generación de pronósticos | |
| ACTIVIDADES DEL OBJETIVO ESPECÍFICO 1 | | | | |

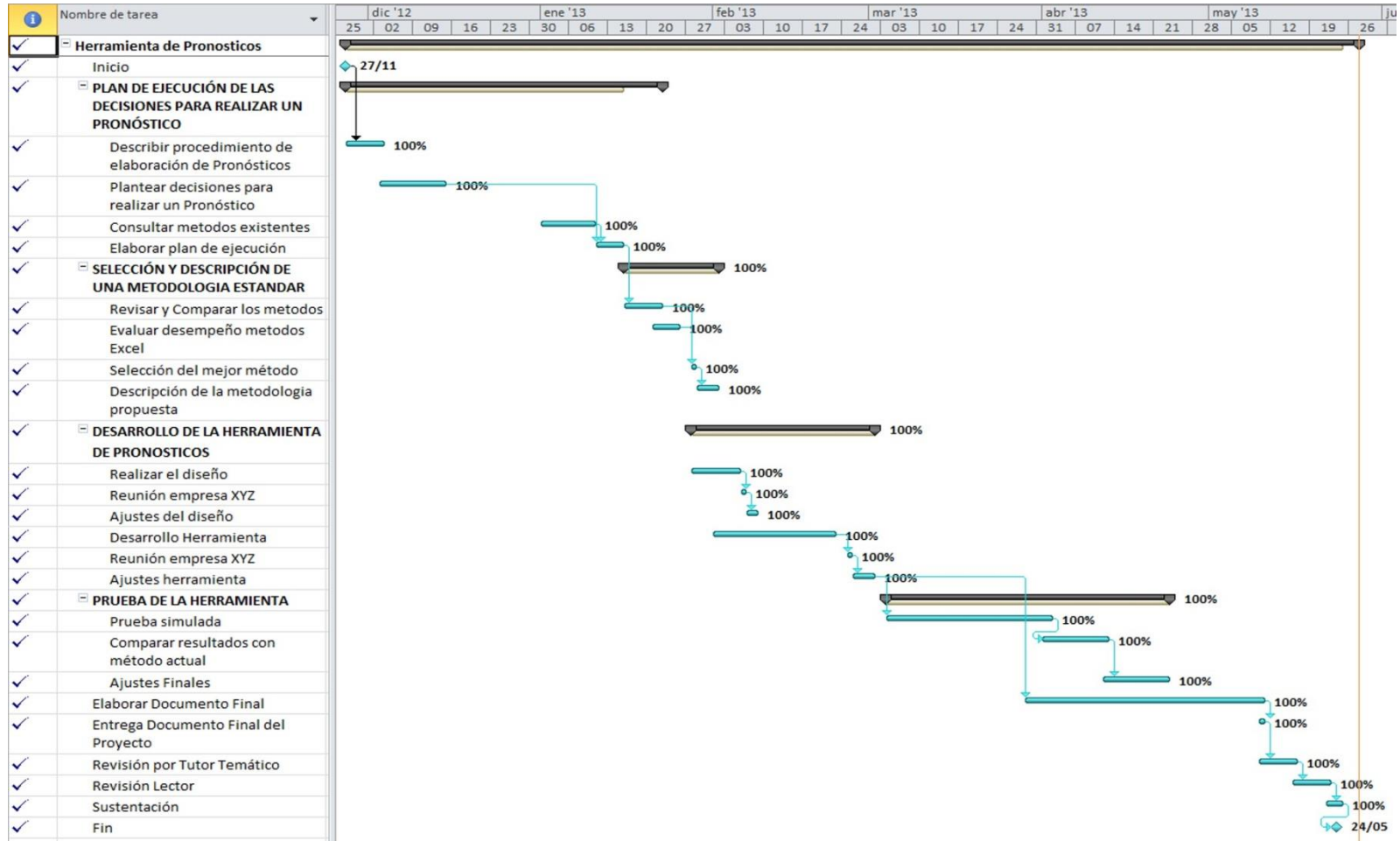
| | | | | |
|--|---|--|---|--|
| Programar y realizar reuniones con la persona encargada de la planeación | Reuniones realizadas | Cantidad de reuniones realizadas / Cantidad de reuniones programadas | Actas de Reunión | |
| Solicitar los datos históricos de demanda de la línea de productos ABC | Datos obtenidos | Cantidad de datos obtenidos / Cantidad de datos solicitados | Correos y archivos Obtenidos | |
| OBJETIVO ESPECÍFICO 2 | | | | |
| Desarrollar una metodología para la selección de los mejores modelos de pronóstico de demanda para la línea ABC de la empresa XYZ. | Cumplimiento de las actividades propuestas | Actividades realizadas/Total Actividades | Algoritmos y modelos encontrados | |
| ACTIVIDADES DEL OBJETIVO ESPECÍFICO 2 | | | | |
| Escoger los métodos de pronósticos que más se adecuen a la tendencia de los datos históricos de la línea ABC | Los modelos elegidos son los mejores para cada una de las referencias | Mínimo BIAS con cada modelo de pronóstico, por cada referencia de la línea ABC | Cálculo del BIAS evaluado con cada modelo por cada referencia | |
| Buscar métodos y/o algoritmos existentes que permitan identificar el comportamiento de los datos | Algoritmos encontrados | Cantidad de Algoritmos encontrados | Documento con los algoritmos encontrados | |

| | | | | |
|---|--|---|--|--|
| Realizar una comparación entre los resultados obtenidos por los modelos propuestos y los utilizados actualmente por la empresa | Diferencia entre los BIAS | BIAS con el método actual - BIAS con la herramienta | Si el Valor del indicador es negativo, el BIAS aumentó. Si el valor del indicador es positivo, el BIAS disminuyó. Se sabe que la mejora se basa en disminuir el BIAS | |
| OBJETIVO ESPECÍFICO 3 | | | | |
| Desarrollar la herramienta de pronósticos para las referencias ABC de la empresa XYZ. | Cumplimiento de las actividades propuestas | Actividades realizadas/Total Actividades | Comprobación de la herramienta con el tutor temático y el Gerente de Planeación de la demanda de XYZ | |
| ACTIVIDADES DEL OBJETIVO ESPECÍFICO 3 | | | | |
| Realizar estructura y esquema de la herramienta | aprobación por parte del tutor temático | El diseño de la herramienta cumple con las expectativas | Comprobación con el tutor temático | |
| Concertar reuniones con la persona encargada de la planeación de la demanda para mostrarle la propuesta de estructura y recibir sugerencias y recomendaciones | Reuniones concertadas | Cantidad de reuniones concertadas | Comprobación con el tutor temático | |

| | | | | |
|---|--|---|---|--|
| Obtener estructura definitiva | Implementar las medidas correctivas y recomendaciones de la empresa | Recomendaciones implementadas / recomendaciones totales hechas | Comprobación con el Gerente de Planeación de demanda de la empresa XYZ y el tutor temático | |
| Desarrollar la herramienta | Cumplimiento de los requerimientos | Cantidad de requerimientos cumplidos / Cantidad de requerimientos totales | Lista de los requerimientos hechos, y lista de los requerimientos cumplidos | |
| OBJETIVO ESPECÍFICO 4 | | | | |
| Realizar una prueba simulada, comparando los datos reales históricos de la empresa con los resultados obtenidos por la herramienta, para probar el desempeño de la misma. | Cumplimiento de las actividades propuestas | Actividades realizadas/Total Actividades | Comprobación con el tutor temático | |
| ACTIVIDADES DEL OBJETIVO ESPECÍFICO 4 | | | | |
| Realizar una prueba simulada para validar el desempeño de la herramienta elaborada | Tiempo de ejecución de la herramienta Valor del BIAS y el MAD | Cantidad de tiempo que demora la herramienta en ejecutar la macro Valor de BIAS y el MAD con la optimización del método de pronóstico a utilizar | Contabilizar el tiempo de ejecución de la macro Se compara con el estándar mundial de la empresa (20%) | |

| | | | | |
|--|--|--|---|--|
| <p>Comparar resultados de la herramienta con el método actual de pronósticos</p> | <p>Porcentaje de variación del BIAS y el MAD con la herramienta con respecto al BIAS y el MAD con el método actual</p> | <p>(BIAS con la herramienta - BIAS con el método actual) / BIAS con el método actual</p> <p>(MAD con la herramienta - MAD con el método actual) / MAD con el método actual</p> | <p>Si los valores son positivos significa que el BIAS y el MAD están aumentando, si es negativo, el BIAS y el MAD están disminuyendo. Se sabe que la mejora se basa en disminuir el error (MAD y BIAS).</p> | |
| <p>Entregar herramienta</p> | <p>Aprobación por parte del usuario de la herramienta</p> | <p>La herramienta cumple con todas las expectativas del usuario</p> | <p>Comprobación con el Gerente de Planeación de demanda de la empresa XYZ y el tutor temático</p> | |

ANEXO 4. Cronograma



ANEXO 5: Resultados Numéricos de las pruebas realizadas con Forecasting Tool

MAD para el sell in

| | may-12 | jun-12 | jul-12 | ago-12 | sep-12 | oct-12 | nov-12 | dic-12 | ene-13 | feb-13 | mar-13 |
|---------------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Forecasting XYZ | 151.883,04 | 185.732,02 | 152.066,12 | 157.149,04 | 127.794,08 | 249.329,96 | 122.857,14 | 178.446,26 | 157.114,02 | 212.831,75 | 198.767,34 |
| Forecasting PMS N=3 | 102.873,09 | 120.496,69 | 96.339,83 | 145.833,69 | 111.262,43 | 161.069,56 | 97.040,69 | 153.677,21 | 179.769,06 | 100.118,94 | 93.622,73 |
| Forecasting Tool | 84.182,04 | 103.796,06 | 93.221,92 | 106.591,96 | 96.881,06 | 163.672,94 | 107.595,50 | 144.648,34 | 180.736,02 | 102.780,04 | 102.087,00 |

MAPE para el sell in

| | may-12 | jun-12 | jul-12 | ago-12 | sep-12 | oct-12 | nov-12 | dic-12 | ene-13 | feb-13 | mar-13 |
|---------------------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|---------|---------|--------|--------|
| Forecasting XYZ | 43,84% | 59,41% | 87,27% | 53,63% | 50,23% | 130,08% | 83,44% | 138,97% | 67,28% | 64,30% | 67,16% |
| Forecasting PMS N=3 | 53,46% | 35,01% | 56,85% | 41,03% | 57,55% | 108,21% | 74,94% | 146,70% | 105,83% | 44,23% | 32,54% |
| Forecasting Tool | 24,54% | 32,33% | 50,96% | 34,76% | 42,23% | 111,31% | 34,80% | 91,61% | 103,15% | 43,46% | 34,63% |

MAD para el sell out

| | may-12 | jun-12 | jul-12 | ago-12 | sep-12 | oct-12 | nov-12 | dic-12 | ene-13 | feb-13 | mar-13 |
|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Forecasting Tool | 67.432,00 | 59.473,00 | 59.812,00 | 56.433,00 | 58.382,00 | 70.412,00 | 60.749,00 | 70.322,00 | 68.684,00 | 69.380,00 | 66.906,00 |
| Forecasting PMS N=3 | 85.763,33 | 70.357,00 | 60.453,00 | 58.135,00 | 50.769,00 | 69.265,33 | 53.999,33 | 73.245,33 | 75.670,67 | 69.510,33 | 67.661,67 |

MAPE para el sell out

| | may-12 | jun-12 | jul-12 | ago-12 | sep-12 | oct-12 | nov-12 | dic-12 | ene-13 | feb-13 | mar-13 |
|---------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Forecasting Tool | 23,64% | 19,41% | 20,17% | 20,42% | 19,40% | 20,22% | 37,75% | 21,55% | 21,71% | 20,64% | 23,05% |
| Forecasting PMS n=3 | 33,54% | 24,28% | 19,83% | 18,45% | 20,58% | 20,82% | 30,92% | 39,96% | 31,89% | 25,62% | 25,66% |