APLICACIÓN DE METODOLOGÍAS DE PRONÓSTICOS A UNA EMPRESA DEL SECTOR TURISMO



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

JUAN SEBASTIÁN BARRERA FIGUEREDO

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA INDUSTRIAL

BOGOTÁ D.C.

2019

APLICACIÓN DE METODOLOGÍAS DE PRONÓSTICOS A UNA EMPRESA DEL SECTOR TURISMO

JUAN SEBASTIÁN BARRERA FIGUEREDO

Trabajo de grado para optar por el título de:

Ingeniero Industrial

Director:

EDUYN RAMIRO LÓPEZ SANTANA

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA INDUSTRIAL

BOGOTÁ D.C.

2019

Dedicatoria

A la vida,

Porque ha sido un camino lleno de retos y sobretodo mucho aprendizaje para llegar finalmente a este punto y observar mi crecimiento tanto profesional como a nivel personal.

A mis padres,

Porque sin su apoyo nada de esto habría sido posible, porque a través de los valores inculcados desde casa y el amor incondicional me permitieron tener las herramientas necesarias para culminar mi formación académica.

Agradecimientos

Agradecer a la Universidad Distrital y a cada una de las personas que forman parte de ella y hacen posible que cada día nuestra alma mater continúe forjando profesionales que le aporten conocimiento de valor a la sociedad especialmente a la ciudad de Bogotá que se esfuerza por contribuir en mantener el funcionamiento de la institución.

Agradezco a todos los docentes que hicieron parte de mi formación, que aportaron toda su experiencia y disposición en función del aprendizaje y transmisión del conocimiento.

Agradezco a mi director de tesis ingeniero Eduyn López quien a través de su apoyo y orientación fue posible culminar mi trabajo de grado.

APLICACIÓN DE METODOLOGÍAS DE PRONÓSTICOS A UNA EMPRESA DEL SECTOR TURISMO

Resumen

En esta monografía se presenta la implementación de diversas técnicas de pronósticos a una multinacional líder del sector turismo con el fin de analizar y generar herramientas para la gestión de la demanda de tiquetes aéreos. Como resultado de la reflexión se diseña una metodología para que la compañía implemente este proceso en su planeación estratégica a través de modelos de pronósticos cuantitativos que se ajustan de mejor manera a las características de los datos históricos teniendo en cuenta que hasta este momento los métodos empleados para predecir el comportamiento de la demanda futura son netamente basados en las opiniones de la junta directiva. En la elaboración de la metodología se analiza inicialmente los componentes de la serie de tiempo para determinar los modelos de pronósticos a evaluar, posteriormente mediante las medidas de desempeño adaptadas se decide el mejor tipo de pronóstico y finalmente se genera una propuesta de mejora para la compañía con base en los resultados obtenidos.

Palabras clave

Técnicas de pronósticos, sector turismo, gestión de la demanda, series de tiempo, medidas de desempeño.

FORECASTING METHODOLOGIES APPLICATION TO A TOURISTIC COMPANY

Abstract

In this monograph the implementation of various forecasting techniques is presented to a leading multinational in the tourism sector in order to analyze and generate tools for the management of the demand for air tickets. As a result of the reflection, a methodology is designed for the company to implement this process in its strategic planning through quantitative forecast models that best fit the characteristics of the historical data taking into account that until now the methods used to predict the behavior of future demand are clearly based on the opinions of the board of directors. In the development of the methodology, the components of the time series are initially analyzed to determine the forecast models to be evaluated, then the best type of forecast is decided by means of the adapted performance measures and finally a proposal for improvement is generated for the company based on the results obtained.

Key words

Forecasting, tourism sector, demand planning, time series, performance measures

Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN 10

2. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN 12

3. OBJETIVOS 14

4. LIMITACIONES 15

5. ALCANCE 15

6. MARCO DE REFERENCIA 16

7. METODOLOGÍA 33

8. PUESTA EN MARCHA DE LA PROPUESTA 37

6. RESULTADOS 45

7. PROPUESTA 48

8. CONCLUSIONES 70

9. REFERENCIAS 72

10. ANEXOS 73

Lista de tablas

Tabla 1 Series de tiempo 22
Tabla 2 Fórmulas para el cálculo de los errores 32
Tabla 3 Pruebas de Independencia Intravariable 39
Tabla 4 Pruebas de Independencia Intervariable 41
Tabla 5 Análisis de tendencias variable ventas y volumen 42
Tabla 6 Análisis comportamiento estacional por variable 43
Tabla 7 Resultados pronósticos ventas en volumen 2° semestre 2019 44
Tabla 8 Resultados pronósticos ventas en pesos 2° semestre 2019 44
Tabla 9 Resumen medidas de desempeño variable volumen 45
Tabla 10 Pruebas de Independencia distribución de los errores 47
Tabla 11 Comparación estadístico "t" volumen y peso 48
Tabla 12 Participación en ventas por sectores 50
Tabla 13 Pronóstico 2° semestre 2019 por sectores 55
Tabla 14 Pronóstico 2° semestre 2019 general 55
Tabla 15 Medidas de desempeño general 55
Tabla 16 Prueba de independencia nueva agrupación 56
Tabla 17 Segmentación de empresas por año de llegada 62
Tabla 18 Pronósticos empresas desde 2015 64
Tabla 19 Pronósticos empresas desde el 2016 66
Tabla 20 Pronóstico empresas desde el 2017 67
Tabla 21 Pronóstico empresas que iniciaron desde 2018 68
Tabla 22Pronóstico empresas desde 2019 69

Lista de figuras

Figura 1 Distribución del error MAD 33
Figura 2 Metodología de pronósticos 36
Figura 3 Ventas reales en pesos 2015 a 2018 37
Figura 4 Ventas reales en volumen 2015 a 2018 38
Figura 5 Comportamiento señal de rastreo ventas en volumen 46
Figura 6 Comportamiento señal de rastreo ventas en pesos 47
Figura 7 Resumen de la propuesta 49
Figura 8 Participación en ventas por sector 50
Figura 9 Ventas trimestrales por sector Pharma de 2015 a 2018 51
Figura 10 Ventas trimestrales por sector Seguros de 2015 a 2018 52
Figura 11 Ventas trimestrales por sector Servicios de 2015 a 2018 52
Figura 12 Ventas trimestrales por sector Consumo de 2015 a 2018 53
Figura 13 Ventas trimestrales por sector Energético de 2015 a 2018 53
Figura 14 Ventas trimestrales por sector Otros de 2015 a 2018 53
Figura 15 Resumen medidas de desempeño por sectores 54
Figura 16 Pronóstico general 2° semestre 2019 57
Figura 17 Pronóstico 2° semestre de 2019 Pharma 57
Figura 18 Pronóstico 2° semestre 209 Seguros 58
Figura 19 Pronóstico 2° semestre 2019 Servicios 58
Figura 20 Metodología por sectores 60
Figura 21 Clientes permanentes en 2019 61
Figura 22 Participación económica empresas en 2019 62

1. INTRODUCCIÓN

Para las organizaciones es de vital importancia realizar planeaciones estratégicas basadas en la observación, análisis de datos y en la experiencia con el fin de ser capaces de responder de la mejor manera a los requerimientos que el entorno plantea y prepararse para las condiciones que a futuro se puedan presentar como por ejemplo aumentos en la demanda de bienes que requieran equilibrar la fuerza de ventas, el lanzamiento de nuevos productos, estrategias de control de inventarios y cualquier otra situación que requiera modificar las condiciones del presente. Estos retos que plantea a diario la dinámica del mercado debería ocupar un lugar preponderante en los directivos de las compañías de nuestro país al realizar la planeación estratégica en donde la base de análisis no debería ser solamente de tipo cualitativo basados en la experiencia y juicio de los altos mandos para definir los caminos que las empresas tomaran de cara a futuro. Claro que tener en cuenta las posibles fluctuaciones del mercado a futuro conllevan diferentes grados de importancia para las industrias dependiendo el sector, ya que por ejemplo a una empresa de manufactura el decidir incorrectamente el nivel de ventas le puede incurrir sobre costos por inventarios o por faltantes, situación que puede llegar a ser menos crítica en el sector servicios pero no menos importante.

Actualmente el concepto de análisis de datos está tomando mayor relevancia en las necesidades de las compañías, incluso su importancia es llevada a la creación de nuevas industrias tecnológicas que se especializan en realizar estas actividades como el producto para terceros a fin de conocer de mejor manera las características, hábitos de consumo de sus clientes y la identificación de nuevas oportunidades de negocio. Sin embargo, existen desde hace tiempo otras metodologías para realizar el análisis de datos como los pronósticos de demanda y por supuesto existen software que son capaces de llevar a cabo esta actividad pero en una caracterización de las empresas en

Colombia en donde la predilección en gestión es a través de la experiencia, la opción de invertir en tecnologías para llevar a cabo este acercamiento a lo que serán las condiciones futuras no es muy común.

Una de las principales características del sector turismo corporativo es que se desenvuelve sobre un producto que por sí solo maneja una alta variabilidad en su precio, pudiendo así afectar la decisión de compra de los clientes. Es por esto que las agencias de viajes cada día enfrentan retos más grandes para responder a esta aleatoriedad en precios y finalmente generar ventajas competitivas frente a la competencia.

Entendiendo entonces la importancia para la empresa en cuestión el conocer hacia donde se dirige a través de la información del pasado y que nuevas estrategias se pueden plantear para manejar la alta variabilidad en el precio de tiquetes y además teniendo en cuenta que nunca han realizado el modelado de pronósticos cualitativos, en este trabajo se busca diseñar una metodología clara como herramienta de planeación, iniciando entonces con la identificación de los componentes de la serie de tiempo, la aplicación de los modelos, el análisis de resultados y el diseño de una propuesta de valor para que este sea un proceso clave dentro de la compañía.

.

2. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

El departamento comercial de esta compañía es quien entiende de primera mano las necesidades de los clientes y de qué manera se pueden suplir mediante los productos que la empresa provee en la dinámica económica en la que se desenvuelven. También sirve para encontrar nuevos mercados, para posicionar marcas y finalmente garantizar la entrada de dividendos por el desarrollo de la misión de la organización. Una tarea adicional a este departamento es el análisis del comportamiento de sus clientes actuales y aquellos que se esperarían captar en el futuro describiendo así lo que podría ser la aproximación a la demanda en periodos posteriores. Sin embargo, esta actividad es llevada a cabo por las personas más expertas del departamento cuyo resultado puede ser la base para la toma de decisiones gerenciales como el aumento de la capacidad disponible, fuerza laboral, inversión en tecnología, reestructuraciones y cualquier posición estratégica que les permita responder de la mejor manera a lo que se esperaría el mercado exija. Pero normalmente estos juicios no son exactos y en un mercado tan variable en el tiempo como la expedición de tiquetes el planear incorrectamente la capacidad laboral puede incurrir en los sobrecostos por el aumento de precio del producto, genera insatisfacción en el cliente o también puede resultar en una decisión equivocada en la adquisición o no de nuevas tecnologías para llevar a cabo la misión del negocio.

Otra situación que presenta la compañía en la gestión de la demanda es que anualmente se reúnen para realizar las estimaciones de crecimiento, sin embargo no se tienen controles periódicos para verificar que el juicio fue acertado o en qué porcentaje está variando, Por otra parte al ser una metodología netamente cualitativa no se tienen en cuenta los componentes de la serie de tiempo como por ejemplo el verificar si existen estacionalidades que deriven en la generación de picos de trabajo que no se puedan suplir.

Esta gran multinacional del sector turismo actualmente emplea la experiencia de su departamento comercial para hacer la proyección de ventas año tras año, lo cual ha generado que en ocasiones la capacidad laboral bien puede estar muy por encima de lo esperado o por el contrario la demanda de los productos sobrepasa la capacidad de ese momento. Ambas situaciones conllevan a un efecto negativo en los costos operativos de la compañía, ya que en el primero de los casos se tiene un excedente de personal generando un costo de tiempo ocioso, mientras que en el segundo se puede imaginar un costo subjetivo a la pérdida del servicio que se deja de prestar por falta de capacidad o también el cuantificar la mala imagen de servicio que se pueda llevar un cliente frente a una situación como estas. Esto hace necesario que teniendo en cuenta la importancia de la empresa para el sector y que se cuenta con los suficientes datos históricos de ventas, se plantee una metodología de pronósticos efectiva, ajustable y controlada soportada en la ciencia que permita el análisis de las diferentes variables que componen el andar de la compañía y que en definitiva orientan el comportamiento de la demanda en el futuro para que de esta manera se provean las suficientes herramientas para el desarrollo de la planeación estratégica de la empresa con la que pueda generar una ventaja competitiva frente a sus competidores y promover la innovación en sus procesos y productos.

La empresa tiene un robusto departamento de informes y bases de datos que garantizan el poseer los histórico de demanda de los últimos años con lo que se podría pensar en aplicar métodos estadísticos que acompañen las evaluaciones cualitativas que realiza el área comercial y definir mecanismos de control que permitan hacer predicciones más exactas a través de metodologías de pronósticos conocidas que se ajusten a los comportamientos de demanda en los clientes que maneja la compañía y con esto conseguir bases científicas para la toma de decisiones gerenciales.

Teniendo en cuenta las características de los datos históricos de demanda para esta compañía ¿Cuál será el pronóstico que se ajuste de mejor manera mediante la medición de su exactitud con el fin de generar una metodología en la compañía para llevar a cabo este proceso periódicamente?

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo principal:

Determinar la mejor metodología de pronósticos teniendo en cuenta las medidas de desempeño aplicadas a los datos históricos de la compañía con el fin de proveer las conclusiones pertinentes que sirvan de base para la planeación estratégica de la empresa.

3.2 Objetivos específicos:

- Realizar una revisión bibliográfica acerca de las técnicas de pronósticos actuales, medidas de desempeño y metodologías de control.
- Implementar las diversas metodologías de pronósticos elegidas para el presente trabajo y encontrar la más adecuada.
- Generar el pronóstico de ventas para el segundo semestre de 2019 y establecer la metodología a usar para el siguiente año.
- Documentar las conclusiones generadas del método de pronóstico elegido visto como una propuesta de valor para la compañía, que le permita obtener las bases necesarias para la planeación estratégica de periodos futuros.

4. LIMITACIONES

Se contaba con data actualizada solamente para el producto más representativo como lo es la venta de tiquetes aéreos nacionales, otros productos como las ventas internacionales, hoteles y renta de autos no se encuentra disponible. Además el tiempo que tomó la normalización de las bases de datos fue considerable, la falta de información más detallada acerca de cada empresa dificultó la identificación de los sectores más representativos y la inexistencia de modelos de pronósticos implementados en el pasado no permitió comparar la validez de esta nueva metodología. Por otra parte existe una limitación sobre la propuesta desarrollada entendiendo que para la compañía implica un cambio en sus procesos y en la manera de hacer las cosas en el ámbito del diseño de la planeación estratégica lo que tomará un tiempo de adaptación.

5. ALCANCE

La metodología de pronósticos implementada se desarrolló sobre el producto más representativo que es la venta de tiquetes aéreos nacionales, la inclusión de los demás productos quedará para trabajos posteriores. Además se tuvo en cuenta solamente las variables internas inmersas en las ventas dejando de lado variables externas como el precio de los tiquetes, la ruta, la fecha de viaje y situaciones sociales como paros y manifestaciones. También se considera el presente trabajo como una hoja de ruta para que el departamento comercial tenga herramientas para llevar a cabo los pronósticos, pueda designar a un recurso en la continuidad de la propuesta acá presentada y finalmente se generen bases sólidas a la hora de diseñar la gestión de la demanda. Mediante la iteración de este proceso se pretende la adopción del concepto de planeación mediante la generación de técnicas de pronósticos y esto conlleve a complementar la propuesta presentada ajustando el modelo a las condiciones del mercado.

6. MARCO DE REFERENCIA

El mercado de tiquetes aéreos se caracteriza por presentar una alta variabilidad en sus precios en cualquier parte del mundo, por ejemplo las aerolíneas europeas hacen un gran esfuerzo en diseñar modelos de predicción de demanda para así determinar los precios que le generen la mayor rentabilidad posible y ven en internet como medio de distribución y en la inclusión de las aerolínea de bajo costo factores esenciales para mantener precios competitivos (Dolores, 2015).

En América Latina se vive una situación diferente a la europea a pesar del notable crecimiento del sector y teniendo en cuenta que las cifras de pasajeros transportados entre 2005 a 2015 ha sido muy superior a la media mundial. En el contexto latinoamericano existen factores determinantes para el incremento de la competitividad en el sector, como la infraestructura, barreras de entrada a nuevas aerolíneas que permitan nivelar los precios y la cooperación entre todos los actores que intervienen en la expedición de tiquetes (Ortiz & Romero, 2015)

Por su parte el mercado del transporte aéreo colombiano en las últimas décadas ha presentado un aumento significativo, sin embargo teniendo en cuenta las características geográficas y sociales de nuestro país, el desarrollo de la infraestructura aeroportuaria no ha crecido a la misma velocidad y las políticas públicas referentes al tema no han representado las necesidades actuales afectando a la competitividad del sector (Ortiz & Romero, 2015). A diferencia de la situación que se vive en Estados Unidos y Europa en donde las políticas públicas se han caracterizado por la desregulación del sector como mecanismo para garantizar precio competitivos, desde 1978 se viene trabajando la eliminación gradual en la fijación de tarifas, liberación en estándares para elaboración de rutas y eliminación de subsidios (Econometrics, 2008). Para el caso colombiano al tener poca participación de diferentes oferentes la información asimétrica y la discriminación de precios justificarían la necesidad de regulaciones que promuevan la competencia y el bienestar social,

además la participación de intermediarios como lo son las agencias de viajes cumplen un papel importante al presentar objetivamente todas las tarifas de manera simultánea dejando a la libre elección del consumidor la preferencia de vuelo (Echeverry, Escobar, & Navas, 2009). Adicionalmente las políticas públicas deberían ofrecer a los participantes del sector mayor flexibilidad en términos de restricciones para la elaboración de rutas, reducción de costos de operación en las infraestructuras aeroportuarias y garantizar condiciones favorables para la entrada libre de nuevas aerolíneas al mercado colombiano (Díaz Olariaga, 2016).

Las variables que afectan la demanda de tráfico aéreo en términos del precio final son los altos costos operativos, aumento de costos en seguros, las alzas en el precio del petróleo, la alta recurrencia en obsolescencia de las flotas aéreas, dadas las altas exigencias técnicas a cumplir por las aerolíneas los costos asociados a mantenimiento también son muy altos, costos directos como la tripulación, combustible y lubricantes además de las tasas aeroportuarias. Por su parte los costos indirectos incluyen los incurridos a la operación en tierra, gastos por estación y escala, servicios a los pasajeros, gastos de distribución y administrativos (Económica, 2009).

En términos de aplicación de metodologías de pronósticos al sector turismo, se encuentran trabajos como (Valencia, Vanegas, Correa, & Restrepo, 2017) quienes mediante modelos de regresión clásicos y bayesianos buscan elegir la mejor alternativa de predicción de número de turistas que arribarán a la ciudad de Medellín encontrando periodos de mayor afluencia entre diciembre enero y junio julio. Para (Marrugo, 2007) al intentar pronosticar las variables que afectan la llegada de viajeros desde fuera del país encontró que el mejor método era la regresión lineal múltiple a través de los estadísticos tradicionales como el coeficiente de correlación y el coeficiente Durbin Watson ante la ausencia de correlación de series. Por su parte (Sala-Guzmán, Peypoch, & Solonandrasana, 2008) decidieron implementar modelos de pronósticos econométricos log- lineal para predecir los

pasajeros que arriban a Tabasco teniendo en cuenta que la literatura del turismo sugiere dicho modelo teniendo en cuentas las condiciones del mercado local.

La aplicación de redes neuronales también se emplea como método de pronóstico propio, o como en el caso de (Acosta-Cervantes, Villarreal-Marroquín, & Cabrera-Ríos, 2013) se emplearon las redes neuronales para poder determinar cuál era la mejor metodología de pronósticos de acuerdo a los métodos cásicos de análisis de series de tiempo.

Es de vital importancia entender la correlación existente entre el mercado aéreo colombiano y el sector turismo como dos sectores que crecen simultáneamente y finalmente la relevancia que tiene para este sector incluirse en la dinámica global de transformación tecnológica que les permitirá reducir costos operativos y prepararse ante una eventual apertura de libre competencia con la llegada de aerolíneas de bajo costo pertenecientes a Europa o Estados Unidos y pueden acaparar la mayor parte del mercado dejando rezagados a los oferentes colombianos (Olariaga, Rodríguez, & Ligia, 2016).

La administración de la demanda tiene como fin el coordinar y controlar las fuentes que la afectan para poder utilizar con eficiencia el sistema productivo. La demanda puede ser de tipo:

- Dependiente: La salida de un producto está ligada a la venta de otro bien o servicio, normalmente sucede con materias primas o subproductos.[1]
- Independiente: No se deriva directamente de la demanda de otros productos. En este caso las compañías pueden adoptar una postura activa frente al mercado a través de la fuerza de ventas para influir en la demanda del producto. Por el contrario, las organizaciones también pueden tener una actitud pasiva frente al mercado y simplemente responder a los requerimientos que le van llegando. Este último caso se presenta normalmente cuando las

organizaciones están trabajando al máximo de capacidad o no poseen los recursos para atacar al mercado. [1]

6.1 PRONÓSTICOS

Los pronósticos son la base de la planeación corporativa a largo plazo y la entrada para el funcionamiento de áreas funcionales como finanzas con la generación de presupuestos, marketing para diseñar las estrategias de ventas, áreas de operación para planear la capacidad, planeación de la producción y gestión de los inventarios

Hay que tener en cuenta que por los factores que afectan el mercado los pronósticos perfectos no existen, lo realmente importante es el establecer estrategias de revisión continua y actualización de la nueva información que complementen los resultados aportados por los pronósticos implementados, con esto es aconsejable usar dos o tres métodos de pronósticos y someterlos a juicios de razón en donde las variables que se esperan en el mercado como decisiones políticas, situación general de la economía, entrada de nuevos competidores, entre otras, realmente cuanto pueden llegar a afectar el pronóstico (Chase, 2009).

Los pronósticos se pueden clasificar como cualitativos y cuantitativos (El Kafazi, Bannari, & Abouabdellah, 2016):

6.1.1 Modelos Cualitativos

Se basan en el criterio de expertos basados en su experiencia o intuición. Este tipo de modelos pueden ser empleados en diferentes circunstancias como por ejemplo cuando no se poseen datos históricos de demanda, o cuando de antemano se conoce que las condiciones del mercado están cambiando rápidamente y modelos matemáticos no podrían responder de forma eficaz (El Kafazi et al., 2016).

Método Delphi: Reúne a un grupo de expertos quienes de forma anónima responden una encuesta estructurada para conocer sus percepciones del futuro. El moderador socializa los resultados permitiendo así a los participantes poder cambiar sus opiniones iniciales de manera tal que no estén influenciadas por posiciones jerárquicas en el grupo o habilidades de persuasión más desarrolladas (El Kafazi et al., 2016). Rand Corporation desarrollo el método en la década de los 50 y además propone que la elección de expertos debe contener diversidad de conocimientos en diversas áreas, tener un moderador que realice las encuestas, resuma resultados y repita los cuestionarios cuantas veces sea necesario para llegar a un consenso el cual normalmente se puede alcanzar en la tercera ronda (Chase, 2009)

- **Jurado de expertos:** A diferencia del método Delphi, se conocen de antemano las opiniones de cada uno de los miembros al ser una socialización abierta para llegar a un consenso entre las ideas de cada miembro del grupo. Una de las desventajas de este método es que las opiniones de miembros de más bajo nivel jerárquico podrían llegar a verse opacadas con las de las cabezas más altas de las compañías (Chase, 2009).
- Análisis de escenarios: Es un método de pensamiento sistemático para descubrir como diferentes factores trabajan en conjunto para crear el futuro. En primera medida se deberán crear las condiciones generales sobre las cuales se quiere diseñar el escenario, combinar los supuestos para crear el marco de referencia y finalmente al realizar ajustes sobre cada factor y recopilando los resultados se podrá discutir sobre cuál de estos generó una respuesta satisfactoria o de consenso para el grupo que lo realizó (El Kafazi et al., 2016)
- **Composición de fuerza de ventas:** Es un método muy utilizado al creerse que las personas que se desenvuelven en esta área son las más idóneas para generar el pronóstico de ventas

por estar relacionados directamente con los clientes. Sin embargo, una de las desventajas del método radica en lo optimistas que pueden llegar a ser las predicciones (El Kafazi et al., 2016)

- **Investigación de mercados:** Estudios realizados directamente a un grupo seleccionado de consumidores a través de encuestas o entrevistas con el fin de conocer sus gustos y preferencias, ingresos, obtener nuevas ideas con el fin de diseñar la estrategia de ventas (Chase, 2009). Las dificultades que presenta este método se relacionan con el costo para llevarlos a cabo y que la opinión de las personas puede estar influenciada por las condiciones y tendencias actuales del mercado (El Kafazi et al., 2016).

6.1.2 Modelos Cuantitativos

Están basados en modelos matemáticos y hoy en día son la corriente principal en técnicas de pronósticos como resultados de los avances en modelamiento matemático y capacidad computacional. Los métodos cuantitativos a su vez pueden ser clasificados en series de tiempo o relaciones de causalidad (El Kafazi et al., 2016).

- Series de tiempo: Las predicciones en este tipo de modelos se basan en los datos históricos de demanda y en el supuesto de que los datos futuros se comportarán de acuerdo a los patrones identificados en periodos anteriores (El Kafazi et al., 2016). Los factores que componen a las series de tiempo son la tendencia, estacionalidad, ciclicidad y aleatoriedad (Cochran et al., 2011)

Tabla 1 Series de tiempo

Series de tiempo	
Componente	**Descripción**
Tendencia (T)	La propensión de los datos a incrementarse o disminuir a través de un rango de tiempo observado con tendencia lineal o no lineal (El Kafazi et al., 2016)
Estacionalidad (E)	Este patrón es observable cada ciertos periodos de tiempo y es atribuible a variables como el clima, temporada del año, hábitos, etc. (El Kafazi et al., 2016)
Ciclicidad (C)	Son comportamientos que se repiten en ciclos de aproximadamente dos o más años en los cuales son observables las fases de un negocio como la prosperidad, el declive, la recesión y la recuperación (Cochran et al., 2011)
Aleatoriedad (A)	Variaciones impredecibles que no se repiten en patrones particulares. La mayoría de los modelos de series de tiempo tratan de incluir este factor dentro de su metodología para no pasar por alto su efecto (El Kafazi et al., 2016)

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Teniendo en cuenta los efectos de los cuatro factores mencionados anteriormente, los modelos generalmente utilizados para las series de tiempo son de tipo aditivo o multiplicativo (Cochran et al., 2011)

$$Modelo\ Aditivo: Y(t) = T(t) + E(t) + C(t) + A(t) \qquad (1)$$

$$Modelo\ Multiplicativo: Y(t) = T(t) \times E(t) \times C(t) \times A(t) \quad (2)$$

En donde Y(t) es la observación en un periodo determinado “t” y los demás factores son los componentes de la serie de tiempo. El modelo multiplicativo sigue el supuesto de que los 4 componentes no necesariamente son independientes y pueden afectarse entre sí, por su parte los modelos aditivos suponen que los cuatro factores son independientes. Por su parte la elección de alguno de estos métodos dependerá por ejemplo si la estacionalidad a lo largo del tiempo parece no presentar cambios el modelo más adecuado sería aditivo, por el contrario si la estacionalidad evidentemente varía con el tiempo la mejor opción es un modelo multiplicativo (Cochran et al., 2011).

Promedio móvil simple (Moving Average MA)

Cuando la demanda de un producto no presenta evidente estacionalidad y no sufre fluctuaciones rápidas el MA es un método práctico para implementar el pronóstico. Los promedios móviles necesitan un parámetro N con el cual se definen cuantos periodos se toman en cuenta para el promedio, con periodos largos los elementos aleatorios se uniforman pero si existe tendencia en ellos este método retrasa las observaciones de la tendencia (Chase, 2009). El modelado del MA viene dado por:

$$F_{t+1} = \frac{1}{N}\sum_{i=t-N+1}^{t} X_i = \frac{X_t + X_{t-1} + \cdots + X_{t-N+1}}{N} \qquad (3)$$

En donde F_{t+1} es el pronóstico para el periodo t+1 y la medida de N observaciones más recientes para pronosticar el siguiente periodo. Este método es muy utilizado para suavizar fluctuaciones de corto plazo y capturar características de tendencias en series de tiempo (El Kafazi et al., 2016).

Promedio móvil ponderado:

A diferencia del método anterior en el que todos los periodos tienen el mismo peso, para este modelo es posible el asignar pesos específicos a cada periodo de acuerdo al criterio del evaluador.

Por regla general, el pasado más reciente es el indicador más importante para predecir el futuro sin embargo se deben tener en cuenta factores como la estacionalidad al realizar la ponderación. El desarrollo del modelo viene dado para la siguiente ecuación (Chase, 2009):

$$F_t = w_1 \times A_{t-1} + w_2 \times A_{t-2} + \cdots + w_n \times A_{t-n} \qquad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \qquad (5)$$

En donde:

F_t: $Pronóstico\ en\ el\ periodo\ t$

A_t: $Dato\ real\ del\ periodo\ t$

$w_t = Ponderación\ en\ el\ periodo\ t$

Suavización exponencial:

En este método el peso a los datos más antiguos decrece de forma exponencial mediante el factor de suavización alfa (α) ofreciendo resultados con un alto grado de precisión mediante su fácil modelamiento matemático (Chase, 2009). Para llevarlo a cabo solamente se necesitan tres elementos: el pronóstico más reciente, la demanda real y el factor de suavización.

Constante de suavización alfa (α): Determina el nivel de uniformidad y la velocidad de reacción entre lo pronosticado y los datos reales. Así por ejemplo con un producto cuya demanda sea estable la velocidad de reacción buscada es baja mediante un alfa (α) entre 5 y 10%, mientras que para un producto cuya demanda experimente cambios rápidos el coeficiente debe ser mayor en cuyo caso podría estar entre 15 a 30% para darle mayor peso a las experiencias recientes (Chase, 2009). Otra forma de determinar alfa es tomando dos valores estándar y comparar la magnitud de los errores respecto a la demanda real, si el error es grande alfa debe ser de 0.8 de lo contrario deberá ser de 0.2 (Chase, 2009).

$$F_{t+1} = \alpha A_t + (1-\alpha)F_t \quad (6)$$

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(A_t - F_t) \quad (7)$$

$$F_t = \sum_{i=0}^{\infty} \alpha(1-\alpha)^i A_{t-i-1} \quad (8)$$

En donde:

$F_{t+1}: Pronóstico\ suavizado\ en\ el\ periodo\ t+1$

$A_t: Dato\ real\ del\ periodo\ t$

$\alpha = Coeficiente\ de\ suavización$

Suavización exponencial doble (FIT, forecasting including trend):

La tendencia hace que los valores pronosticados estén retrasados con respecto a los datos reales. Para corregir esto se puede ajustar la tendencia a través de la constante alfa (α) conocida en el método anterior y adicionalmente una constante delta (δ) que reduce el impacto del error entre los datos reales y pronosticados, el valor de δ también se encuentra entre 0 y 1, puede ser aportado por el criterio del evaluador o calculado a partir de los datos históricos (Chase, 2009)

$$FIT_t = F_t + T_t \quad (9)$$

$$F_t = FIT_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - FIT_{t-1}) \quad (10)$$

$$T_t = T_{t-1} + \delta(F_t - FIT_{t-1}) \quad (11)$$

En donde:

$FIT_t: Pronóstico\ suavizado\ incluida\ la\ tendencia\ en\ el\ periodo\ t$

$F_t: Pronóstico\ suavizado\ en\ el\ periodo\ t$

$A_t: Dato\ real\ del\ periodo\ t$

$\alpha = Coeficiente\ de\ suavización$

$\delta = Coeficiente\ de\ suavización\ tendencia$

Suavización exponencial triple (Holt Winters Method):

En este método se tiene en cuenta además de la tendencia el factor estacional. Como en las otras variantes de la suavización exponencial, para el patrón estacional también existe una constante que busca ajustar sus valores a fin de lograr una mayor exactitud. Actualmente en el mercado existen diversos software para encontrar los valores óptimos de estas constantes a fin de minimizar alguna estimación de error elegida (Adhikari K. & R.K., 2013). Este método evalúa dos alternativas dependiendo el tipo de estacionalidad, de esta manera puede llegar a ser aditivo estacional o multiplicativo estacional (Captain Joan H. Newberne, 2006).

La eliminación del efecto estacional de una serie de tiempo se conoce como des estacionalización. Después de realizado las comparaciones periodo a periodo son más significativas y permiten identificar la existencia de tendencias. Es recomendable iniciar con este paso calculando los índices de estacionalidad y posteriormente identificar el factor de tendencia (Rivero, 2017).

La formulación matemática se describe a continuación:

- Multiplicativo

$$L_t = \alpha\,(Y_t / S_{t-p}) + (1 - \alpha)\,[L_{t-1} + T_{t-1}] \qquad (12)$$

$$T_t = \gamma\,[L_t - L_{t-1}] + (1 - \gamma)\,T_{t-1} \qquad (13)$$

$$S_t = \delta\,(Y_t / L_t) + (1 - \delta)\,S_{t-p} \qquad (14)$$

$$\hat{Y}_t = (L_{t-1} + T_{t-1})\,S_{t-p} \qquad (15)$$

Donde:

Lt: *el nivel en el tiempo t, α es la ponderación para el nivel*

Tt: *la tendencia en el tiempo t,*

γ : la ponderación para la tendencia

St: *el componente estacional en el tiempo t*

δ : la ponderación para el componente estacional

p: *período estacional*

Yt: *el valor de los datos en el tiempo t*

$\hat{Y}_t$*: el valor ajustado, o el pronóstico de un período adelante, en el tiempo t*

Métodos de medición

- Aditivo

$$Lt = \alpha\,(Yt - St{-}p\,) + (1 - \alpha)\,[Lt{-}1 + Tt{-}1\,] \qquad (16)$$

$$Tt = \gamma\,[Lt - Lt{-}1\,] + (1 - \gamma)\,Tt{-}1 \qquad (17)$$

$$St = \delta\,(Yt - Lt\,) + (1 - \delta)\,St{-}p \qquad (18)$$

$$\hat{Y}_t = (Lt{-}1 + Tt{-}1\,)\,St{-}p \qquad (19)$$

Método de descomposición

Los modelos expuestos hasta este punto muestran como de acuerdo a alguna característica de la serie de tiempo se pueden acoplar mejor a sus componentes, por ejemplo si los datos presentan tendencias o estacionalidades. Sin embargo, el método descomposición trata de identificar y

separar cada uno de estos factores a fin de poder realizar las proyecciones a través de una regresión lineal y teniendo en cuenta los índices de estacionalidad que afectan a cada periodo (Chase, 2009).

Factor de estacionalidad: Es la proporción de corrección que se asigna a cada periodo para ajustarlo a la estación del año correspondiente. Su cálculo es sencillo y depende de la cantidad de datos que se posean, por ejemplo si se disponen de tres años de información y se evidencian repeticiones trimestrales el factor de estacionalidad para cada trimestre será el valor de la demanda real de ese periodo sobre el promedio de la demanda total (Chase, 2009)

$$F.E_t = \frac{A_t}{\bar{A}} \qquad (20)$$

$F.E_t = Factor\ estacional\ para\ el\ periodo\ t$
$A_t = Demanda\ real\ en\ el\ periodo\ t$
$\bar{A} = Promedio\ de\ la\ demanda\ total$

El método de descomposición se puede definir en los siguientes pasos (Chase, 2009):

- Determinar el factor estacional de los datos
- Descontar a la demanda real los factores estacionales
- Calcular la recta de regresión por mínimos cuadrados
- A los valores proyectados se les adicionan los factores de estacionalidad para obtener el pronóstico

Siguiendo los pasos anteriores es posible identificar la estacionalidad en los datos y calcular una recta que no esté afectada por este componente para poder proyectar a futuro los periodos deseados sin olvidar nuevamente ponderar el pronóstico con el factor de estacionalidad (Chase, 2009).

6.2 Pruebas estadísticas

La implementación de los modelos de pronósticos implican realizar un análisis riguroso de la naturaleza de los datos a manejar, con base en lo anterior se mencionan las pruebas estadísticas que se usarán:

Para identificar que los datos no se comporten de manera aleatoria y sigan patrones a lo largo del tiempo es necesario llevar a cabo un análisis gráfico e identificar la agrupación de los datos, de correlación, de comparación con el estadístico "T" teórico y las pruebas de rachas.

Coeficiente de correlación, es un indicador que permite medir la dirección y la fuerza en la relación de dos variables cuantitativas y en la tendencia a disponerse sobre una recta. Su valor oscila entre -1 y 1 indicando así que en cuanto más cercano se encuentre en los extremos más fuerte es la relación entre las variables, por el contrario si su valor es cero implicaría la inexistencia de relación entre las variables (Villarreal, 2016)

Prueba de rachas, permite identificar la hipótesis nula de que la muestra es aleatoria, demostrando su independencia y encontrando un número determinado de valores consecutivos superiores o iguales a la media, mediana o moda muestral. Si se obtienen un número significativo de rachas o bien un número muy pequeño se podría deducir que la muestra no es aleatoria y no podría representarse mediante una función normal (Támara, 2019). Este tipo de pruebas se pueden llevar a cabo mediante el software SPSS.

Comparación del estadístico de prueba, Otra metodología para encontrar la dependencia en los datos es corroborar que el coeficiente de correlación no provenga de una población cuyo valor sea cero, es decir que no presenten relación alguna. Para esto se debe rechazar la hipótesis nula que intenta demostrar que en la población estudiada el coeficiente de correlación es de cero. Basta con

demostrar que el estadístico experimental es mayor que el valor de T student teórico (Villarreal, 2016).

En la identificación de los componentes de las series de tiempo si bien gráficamente se pueden detectar comportamientos estacionales o de tendencia no son suficientes para determinar un juicio sobre la magnitud de alguno de estos factores. En el análisis de tendencias se usarán la prueba de Mann Kendall y el análisis de regresión.

Prueba de Mann Kendall, a través de la hipótesis nula de que los datos no tienen tendencia se lleva a cabo la prueba en el software XLSTAT mediante el estadístico Tau de Kendall cercano a uno y el P- Valor que deberá ser menor a la significancia del 5% para poder aceptar la hipótesis alternativa de que los datos si tienen tendencia.

Análisis de regresión, Se lleva a cabo en Excel mediante el complemento de análisis de datos y permite observar el valor del intercepto de los datos el cual debe ser mayor que el estadístico T y en la regresión el valor crítico deberá ser menor a la significancia del 5%, con lo que se puede rechazar la hipótesis nula de que los datos no tienen tendencia.

6.3 Errores

Una vez realizado el análisis de los datos e iniciado la implementación de los modelos se debe validar los resultados y la consistencia del sistema midiendo su nivel de exactitud (Villarreal, 2016).

Los errores en los pronósticos son residuales entre los valores pronosticados y reales y dependiendo de la naturaleza de los datos pueden ser sesgados cuando se comenten errores consistentes como el no incluir adecuadamente las variables, estimaciones incorrectas de los

factores como la tendencia o estacionalidad. También pueden ser de tipo aleatorio que es cuando el modelo de pronósticos empleado no puede explicar (Chase, 2009).

$$e_t = Dato\ real - Dato\ pronósticado \qquad (21)$$

6.4 Medición del error

- MFE (Mean forecast error): Es la medida de desviación promedio de los valores pronosticados de los reales. Muestra la dirección del error y por lo tanto también se conoce como sesgo del pronóstico. En este tipo de error no se penalizan los valores extremos y además un resultado de MFE cero no significa que el pronóstico sea perfecto, pero cuanto más se acerque a este valor indica que el método puede ser el adecuado (Chase, 2009)
- MAE o MAD (Mean absolute Error or Mean absolute Desviation): Es la medida de desviación absoluta promedio de los valores pronosticados de los reales. Muestra las magnitudes generales del error en el pronóstico y a diferencia del caso anterior las unidades de errores no se cancelan entre sí al ser positivas o negativas. Para este caso tampoco se penalizan los valores extremos y una buena medida se presenta cuanto menor sea el resultado (Cochran et al., 2011).
- MAPE (Mean absolute percentage error): Representa el porcentaje promedio del error absoluto de los datos y en este caso la escala utilizada no afecta la medida (Chase, 2009).
- MPE (Mean percentage error): Representa el porcentaje de error promedio ocurrido en el pronóstico. En esta medida si se puede evidenciar la dirección del error, signos diferentes en los valores si se afectan entre sí y es deseable que su valor sea mínimo (Cochran et al., 2011).
- MSE (mean square error): Es el promedio cuadrado de las desviaciones pronosticadas. Proporciona una idea general del error incurrido, en este caso si se penalizan los valores

extremos, no provee una idea de la dirección del error, se debe tener presente que la escala de valores utilizada puede afectar significativamente la interpretación de resultados (Cochran et al., 2011)

- TS (tracking signal): También conocida como señal de rastreo, es el número de desviaciones absolutas medias que el valor pronosticado se encuentre por encima o por debajo del dato real. Con esto se puede observar si el comportamiento del pronóstico se desenvuelve dentro de los límites aceptables. Teóricamente el rango en el cual debería estar la señal de rastreo es entre más o menos 4 MAD (Chase, 2009)

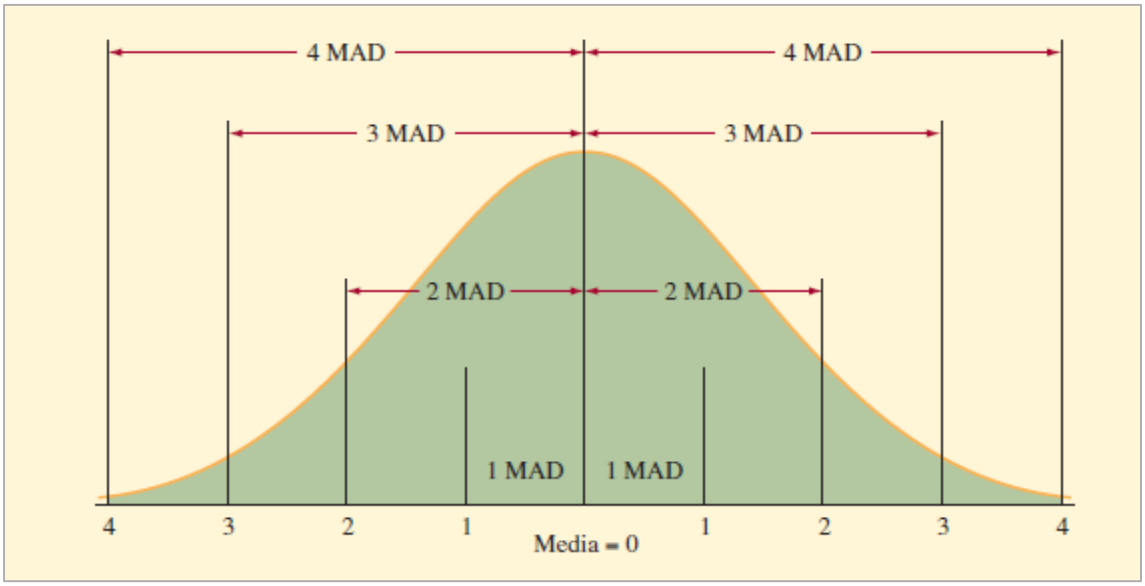
Las fórmulas para el cálculo de las medidas de error descritas anteriormente se definen como:

Tabla 2 Fórmulas para el cálculo de los errores

Tipo de error	Fórmula	Descripción
MFE	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} A_t - F_t$ *(22)*	$A_t = Demanda\ real\ en\ "t"$ $F_t = Pronóstico\ en\ "t"$
MAD	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \lvert A_t - F_t \rvert$ *(23)*	
MAPE	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{\lvert A_t - F_t \rvert}{A_t}$ *(24)*	
MSE	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (A_t - F_t)^2$ *(25)*	
MPE	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{A_t - F_t}{A_t}$ *(26)*	
TS	$\frac{\sum_{i=1}^{n} A_t - F_t}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \lvert A_t - F_t \rvert}$ *(27)*	

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 1 Distribución del error MAD



FUENTE CHASE, R. B. (2009). ADMINISTRACIÓN DE OPERACIONES PRODUCCIÓN Y DE CADENA DE SUMINISTRO.

Cada una de las medidas descritas anteriormente poseen diferentes características útiles a la hora de realizar un pronóstico, por esto es aconsejable usar más de una medida de criterio que permita analizar de mejor forma los resultados, magnitud y dirección general del error (Cochran et al., 2011)

7. METODOLOGÍA

Luego de revisar la literatura referente a las metodologías de pronósticos se plantea un procedimiento a seguir para implementar los diferentes pronósticos a la serie de tiempo:

Análisis de entrada: La información de la demanda con la que se dispone para esta compañía del sector turismo se representa en términos monetarios o en número de transacciones de tiquetes para cada periodo desde el año 2015 a la fecha. De esta manera un primer paso será la definición de las variables a pronosticar. Adicionalmente, para que sea factible la aplicación de métodos cuantitativos a series de tiempo se tendrán que llevar a cabo pruebas estadísticas para comprobar

la dependencia en los datos a través del tiempo mediante análisis gráfico, de correlación, comprobación del estadístico T y pruebas de rachas para conseguir la suficiente evidencia estadística sobre la dependencia de los datos.

Identificación de componentes: Las series de tiempo están compuestas por factores estacionales, de tendencia, aleatorios y cíclicos. Con la cantidad de datos históricos y para llevar a cabo la implementación de las metodologías se deben realizar los análisis correspondientes para identificar la tendencia y la estacionalidad. Partiendo desde un análisis gráfico hasta pruebas estadísticas que soporten la existencia y magnitud de los factores, por ejemplo mediante la prueba de Mann Kendall en el paquete XLSTAT o el análisis de regresión aportado por Excel.

Aplicación de modelos, Una vez identificados los componentes de la serie (tendencia, estacionalidad, aleatoriedad, ciclo) y con el sustento teórico de las características de cada uno de los métodos de pronósticos se debe hacer la elección de los modelos que aplican según los datos y llevados a cabo a través de una hoja de cálculo en Excel. Los años de 2015 a 2018 se utilizan para calibrar los modelos y la información correspondiente a la demanda real del primer semestre de 2019 para elaborar el pronóstico del siguiente periodo.

Validación de los modelos, cuando se lleven a cabo los diferentes modelos de pronósticos según la situación, estos deberán ir acompañados de medidas de desempeño como lo son los diferentes tipos de errores vistos anteriormente, con los que se buscan verificar que los modelos se comportan de manera correcta, encontrar mediante prueba y error los mejores parámetros como por ejemplo los de suavización, tendencia o estacionalidad. También se puede soportar la validación en herramientas como solver en Excel a fin de minimizar alguna de las medidas de error pero revisando que esta optimización sea consistente en los coeficientes de ajuste. Finalmente la

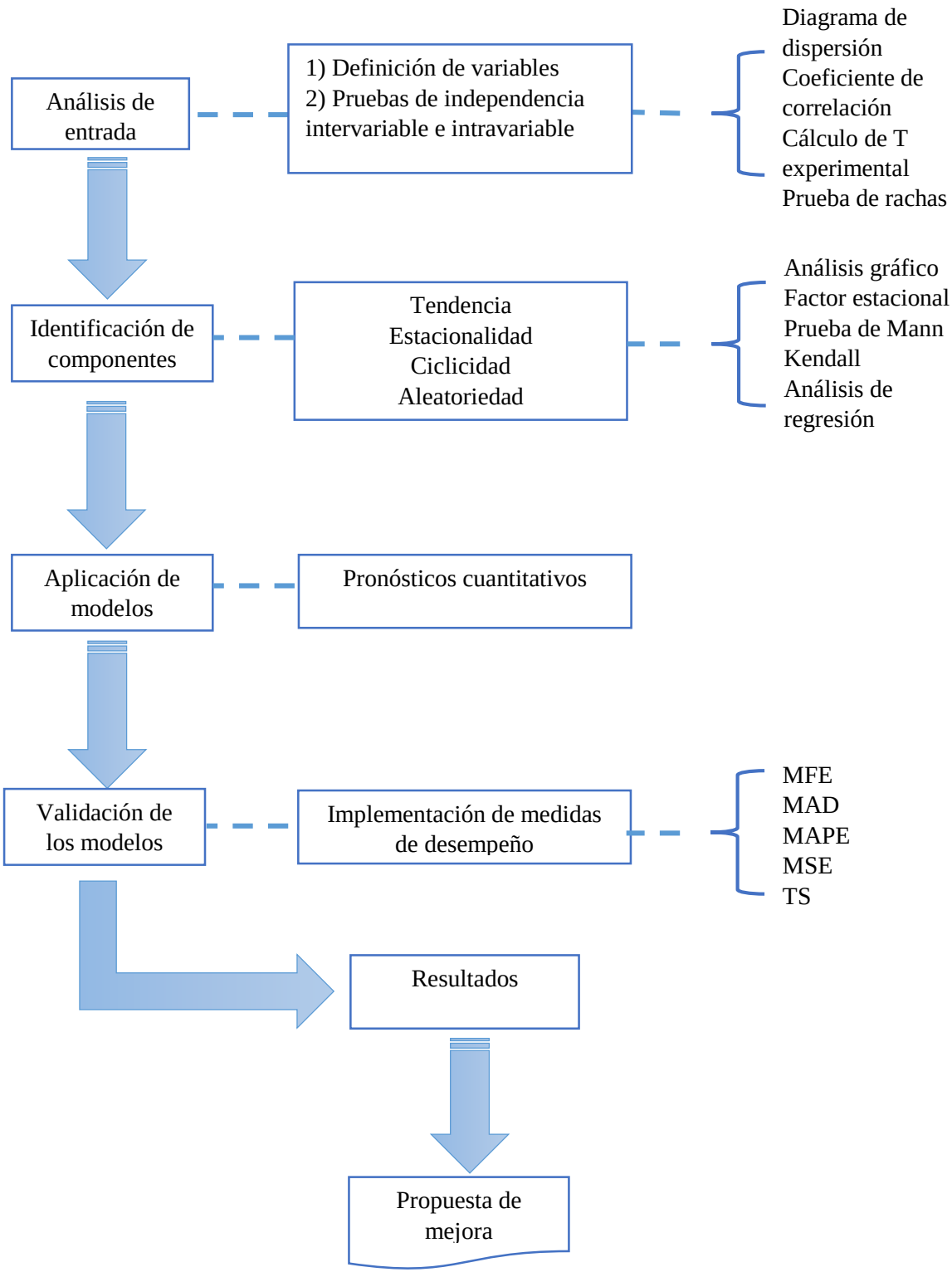
validación irá acompañada de la señal de rastreo TS como sustento adicional a la hora de elegir cuál de las metodologías aplicadas se ajustó de mejor forma a los datos reales.

Cabe resaltar que los datos correspondientes a la exactitud del pronóstico en cada periodo también deberán someterse a pruebas de independencia para comprobar que se comporten de manera aleatoria.

Resultados, Con los modelos implementados y validados se procede a elegir la mejor metodología de pronósticos como herramienta de planeación de la demanda para el segundo semestre de 2019 de acuerdo al comportamiento de las medidas de desempeño.

Propuesta, De acuerdo a los resultados obtenidos de la implementación de los diferentes tipos de pronósticos el siguiente paso será elaborar una propuesta que contemple los resultados cuantitativos de los modelos así como los lineamientos de revisión que deberá adoptar la compañía con el fin de lograr integrar esta actividad dentro de las funciones base de planeación en cada periodo por la Dirección General. La propuesta además de ofrecer una visión numérica de la situación del mercado en la que se encuentra la compañía también deberá contener estrategias de mejora que le permitan responder de mejor forma a los requerimientos del entorno.

Figura 2 Metodología de pronósticos



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

8. PUESTA EN MARCHA DE LA PROPUESTA

De acuerdo a la metodología planteada en el punto anterior se irán desarrollando uno por uno.

Análisis de entrada

Definición de variables: Conociendo la naturaleza de los datos en donde las demandas históricas se representan en ventas en pesos o ventas en número de transacciones, la definición de las variables será:

$$Ap_t = Demanda\ real\ en\ pesos\ para\ el\ periodo\ t$$

$$Av_t = Demanda\ real\ en\ transacciones\ para\ el\ periodo\ t$$

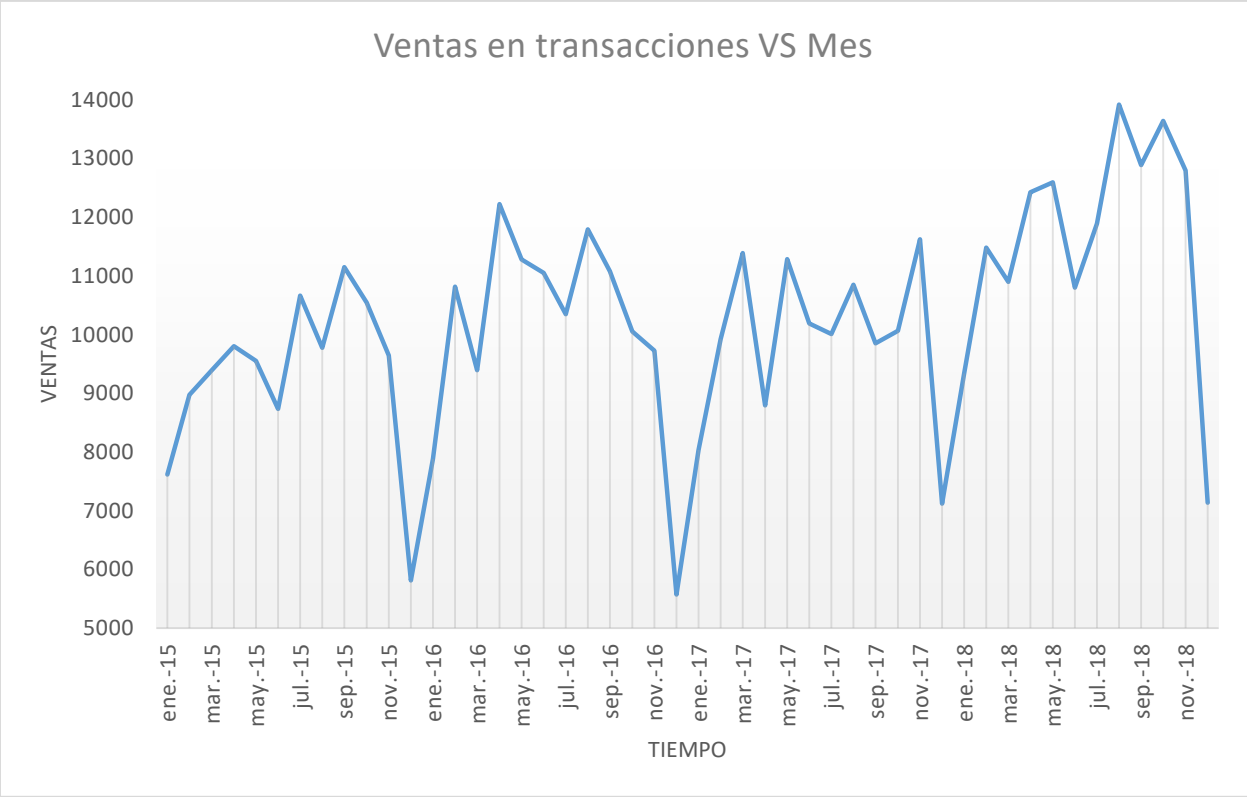
La representación gráfica de las ventas desde el 2015 hasta el 2018 viene dada por:

Figura 3 Ventas reales en pesos 2015 a 2018



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

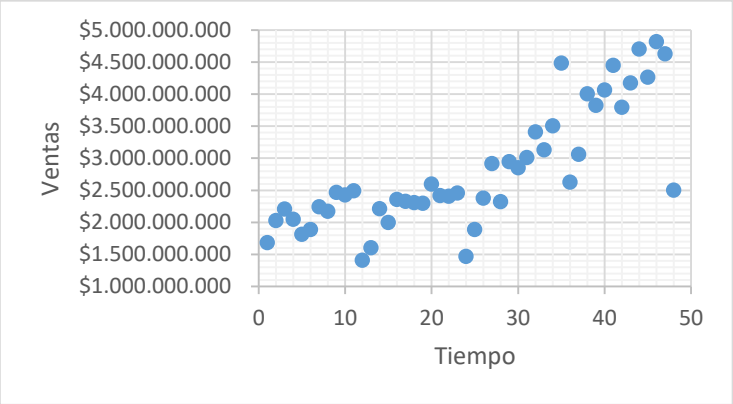
Figura 4 Ventas reales en volumen 2015 a 2018

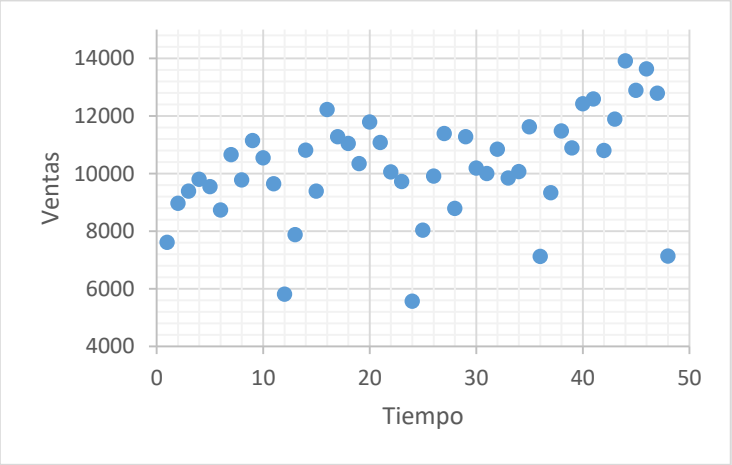


FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Pruebas de independencia: Para la aplicación de pronósticos a la serie de tiempo es necesario identificar que los datos si son dependientes entre sí. De acuerdo a la metodología se exponen:

Tabla 3 Pruebas de Independencia Intravariable

Ventas en pesos		
Prueba	Valor	Observación
Gráfica de dispersión		El diagrama de dispersión para la variable definida en pesos evidencia una densidad marcada con respecto a su media.
Coeficiente de correlación	0.816454402	Valor cercano a 1, evidencia una alta correlación positiva en los datos.
Hipótesis nula de correlación	9.59017682	Se calcula el estimativo t y se compara con T teórico para 47 grados de libertad (1.6779) y 5% de margen, t fue mayor a T con lo que se rechaza la hipótesis nula.
Prueba de rachas	Menor a la significancia	Las pruebas de rachas para media y mediana realizadas en SPSS fue menor al 5% con lo que se rechaza la hipótesis nula de independencia

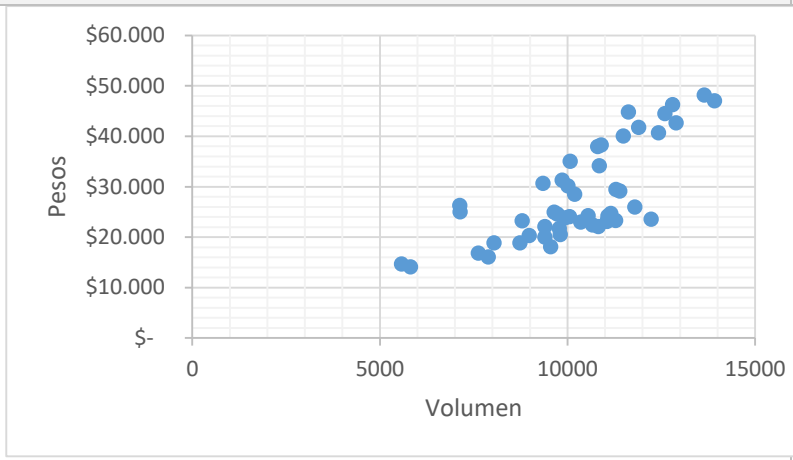
Ventas en transacciones		
Gráfica de dispersión		El diagrama de dispersión para la variable definida en transacciones evidencia una densidad marcada con respecto a su media.
Coeficiente de correlación	0.403391006	No se puede afirmar completamente que exista una relación fuerte en los datos
Hipótesis nula de correlación	2.989997905	Se calcula el estimativo t y se compara con T teórico para 47 grados de libertad (1.6779) y 5% de margen, t fue mayor a T con lo que se rechaza la hipótesis nula.
Prueba de rachas	Menor a la significancia	Las pruebas de rachas para media y mediana realizadas en SPSS fue menor al 5% con lo que se rechaza la hipótesis nula de independencia

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Pruebas de independencia intervariable

Tabla 4 Pruebas de Independencia Intervariable

Ventas en pesos VS Ventas en volumen

Prueba	Valor	Observación
Gráfica de dispersión		El diagrama de dispersión para las variable definidas en pesos y volumen evidencian una densidad marcada con respecto a su media
Coeficiente de correlación	0.754055701	Valor cercano a 1, evidencia correlación significativa positiva en los datos.
Prueba Rho de Spearman	**Correlaciones** Rho de Spearman / VENTAS / Coeficiente de correlación: 1.000 / .723** Sig. (bilateral): . / .000 N: 48 / 48 VOLUMEN / Coeficiente de correlación: .723** / 1.000 Sig. (bilateral): .000 / . N: 48 / 48 **. La correlación es significativa en el nivel 0,01 (2 colas).	Las pruebas realizadas en SPSS, con significancia de 5% resultan en rechazar la hipótesis nula de que los datos sean independientes

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Identificación de componentes

Tendencia, Para el análisis de tendencia se llevaron a cabo las pruebas de Mann Kendall y el análisis de regresión en Excel.

Tabla 5 Análisis de tendencias variable ventas y volumen

Variable	Mann Kendall	Análisis de regresión	Observaciones
Ventas	Tau de Kend 0.344 S 388.000 Var(S) 12658.667 valor-p (bila 0.001 alfa 0.05	Intercepto: 9.2 Mes: 9.59 Valor crítico aproximadamente cero	Con los resultados observados se rechaza la hipótesis nula de datos sin tendencia.
Volumen	Tau de Kend 0.670 S 756.000 Var(S) 12658.667 valor-p (bila < 0.0001 alfa 0.05	Intercepto: 18 Mes: 2.98 Valor crítico aproximadamente cero	Con los resultados observados se rechaza la hipótesis nula de datos sin tendencia.

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

De acuerdo a lo anterior se puede inferir que las variables pesos y volumen presentan factor de tendencia.

Estacionalidad

A través de un análisis gráfico inicialmente es posible evidenciar un posible patrón de comportamiento que se repite de manera trimestral. Adicionalmente se comparan periodo a periodo de manera cuantitativa para observar si en todos los años el incremento o caída de un periodo a otro se repitió constantemente. De esta manera la efectividad del movimiento entre periodos se expresa como:

Tabla 6 Análisis comportamiento estacional por variable

Trimestre	Ventas en pesos	Ventas en Volumen
T1	67%	75%
T2	58%	67%
T3	75%	67%
T4	75%	75%
Promedio	**69%**	**71%**

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El comportamiento de la serie de tiempo si presenta comportamientos estacionales de manera trimestral. Sin embargo que se encuentren en el orden del 70 % hace plantearse ver modelos que también es necesario analizar modelos de sólo tendencia.

Aplicación de modelos

Mediante el análisis de componentes se pudo identificar la existencia de tendencia y estacionalidad. Sin embargo, las estacionalidades no se representan de manera evidente con lo que se establece también el implementar modelos solamente con tendencia. Con lo anterior, los modelos serán:

Suavización exponencial doble (SED)

Winters

Modelo de descomposición

El desarrollo de los modelos se lleva a cabo en la hoja de cálculo presentada como anexo. Los pronósticos para el segundo semestre del 2019 son:

Tabla 7 Resultados pronósticos ventas en volumen 2° semestre 2019

VOLUMEN				
	SED	WINTERS	DESCOMPOSICIÓN	DESCOMPOSICIÓN M
Julio	12296	48528	39174	12449
Agosto	11534			13504
Septiembre	10963			13165
Octubre	10695	43531	24583	13029
Noviembre	10693			12934
Diciembre	10848			7607

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Tabla 8 Resultados pronósticos ventas en pesos 2° semestre 2019

VENTAS				
	SED	WINTERS	DESCOMPOSICIÓN	DESCOMPOSICIÓN M
Julio	$ 3,967,136,905.07	$ 15,501,954,955.84	$ 14,566,516,266.05	$ 4,564,105,707.16
Agosto	$ 3,803,082,084.25			$ 5,072,647,697.26
Septiembre	$ 3,729,249,477.07			$ 4,889,743,910.03
Octubre	$ 3,699,794,488.14	$ 15,177,945,450.09	$ 14,392,029,616.07	$ 5,298,477,166.64
Noviembre	$ 3,691,440,780.49			$ 5,726,477,278.09
Diciembre	$ 3,692,521,927.31			$ 3,299,164,092.32

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Validación de modelos

Cada uno de los modelos presentados anteriormente contó con diferentes mediciones de error con el fin de garantizar la validez de las metodologías. El resumen de estos indicadores será:

Tabla 9 Resumen medidas de desempeño variable volumen

Performance Volumen				
	SED	WINTERS	DESCOMPOSICIÓN	DESCOMPOSICIÓN MES
MFE	2.027792868	-2339.301198	155.52	54.47
MAD	1343.697507	4156.16281	1,523.76	691.90
MAPE	14.63%	12.53%	4.87%	6.61%
MSE	3,608,327.56	29,939,603.64	3,747,633.64	751,756.10
TS (+-4)	93%	78%	89%	54%
Performance Ventas				
MFE	-$ 9,766,061.61	-$ 749,873,919.03	-$ 27,777,114.87	-$ 7,631,883.10
MAD	$ 386,023,773.61	$ 1,022,543,301.11	$ 802,753,730.17	$ 307,499,124.53
MAPE	14.52%	9.75%	9.83%	11.29%
MSE	3.3857E+17	2.71966E+18	9.72475E+17	1.35644E+17
TS (+-4)	89%	44%	89%	29%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

6. RESULTADOS

Para la elección del modelo a implementar en el departamento comercial se hará un comparativo entre las medidas de errores obtenidas y un análisis de aleatoriedad en el comportamiento de los datos asociados al error, información que se encontrará como soporte en el anexo 1.

Ventas en volumen, el mejor desempeño MAPE se obtiene con el método de descomposición, sin embargo la mejor señal de rastreo se obtiene con el método de suavización exponencial doble en un 92% al igual que con el error MFE y MAD con respecto al de descomposición. De esta manera para la variable definida en volumen de ventas se elige el suavizado exponencial doble con parámetros:

$\alpha = 0.42$

$\beta = 0.18$

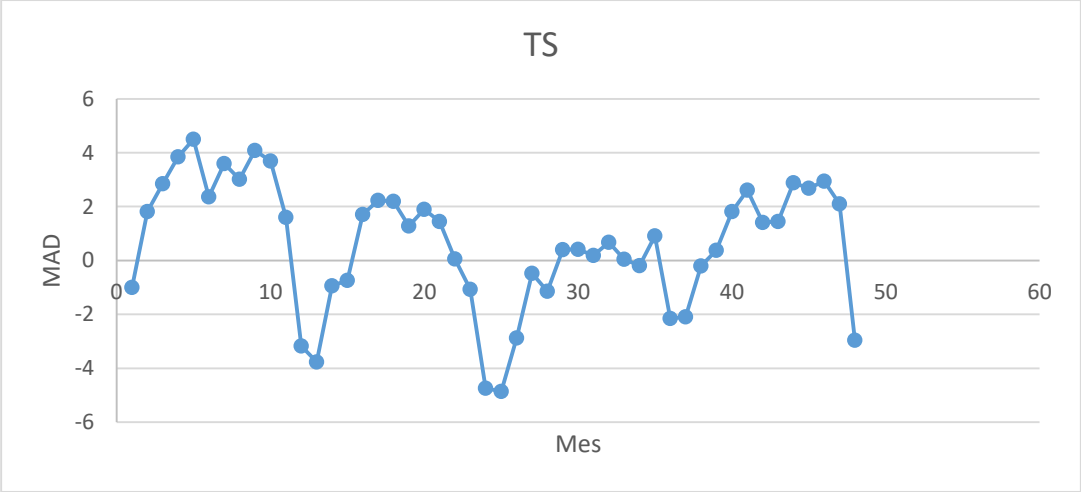
Por su parte para la variable definida en pesos la mejor medida de desempeño MAPE se registra con el método de suavizado exponencial doble teniendo en cuenta también las otras medidas de desempeño con las que se obtienen los errores más bajos.

$\alpha = 0.59$

$\beta = 0.17$

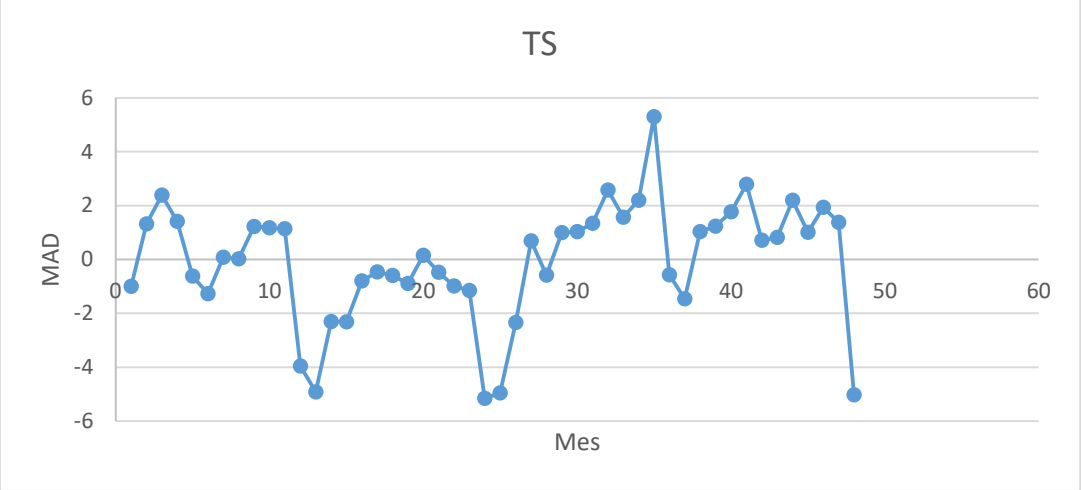
Finalmente para determinar la aleatoriedad en el comportamiento de los errores se hacen pruebas de independencia con lo que:

Figura 5 Comportamiento señal de rastreo ventas en volumen



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 6 Comportamiento señal de rastreo ventas en pesos



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El coeficiente de correlación -0.009 y -0.02 respectivamente registran que no existe relación entre los datos y en la prueba de rachas llevada a cabo en SPSS en la que para sus mediciones con respecto a la media, mediana y moda es mayor al nivel de significancia con lo que se puede aceptar la hipótesis nula de que los datos no presentan relación entre ellos.

Tabla 10 Pruebas de Independencia distribución de los errores

Prueba	Volumen	Pesos
Coeficiente de correlación	-0.009	-0.02
Rachas con respecto a la mediana	0.783	0.783
Rachas con respecto a la media	0.783	0.814
Rachas con respecto a la moda	0.845	0.845

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

También se realizó el comparativo del estadístico “t” con respecto a la distribución que siguen los datos asociados a los errores teniendo en cuenta los grados de libertad para los datos presentados de manera trimestral (1.7613) o mensual (1.6787) como sigue:

Tabla 11 Comparación estadístico "t" volumen y peso

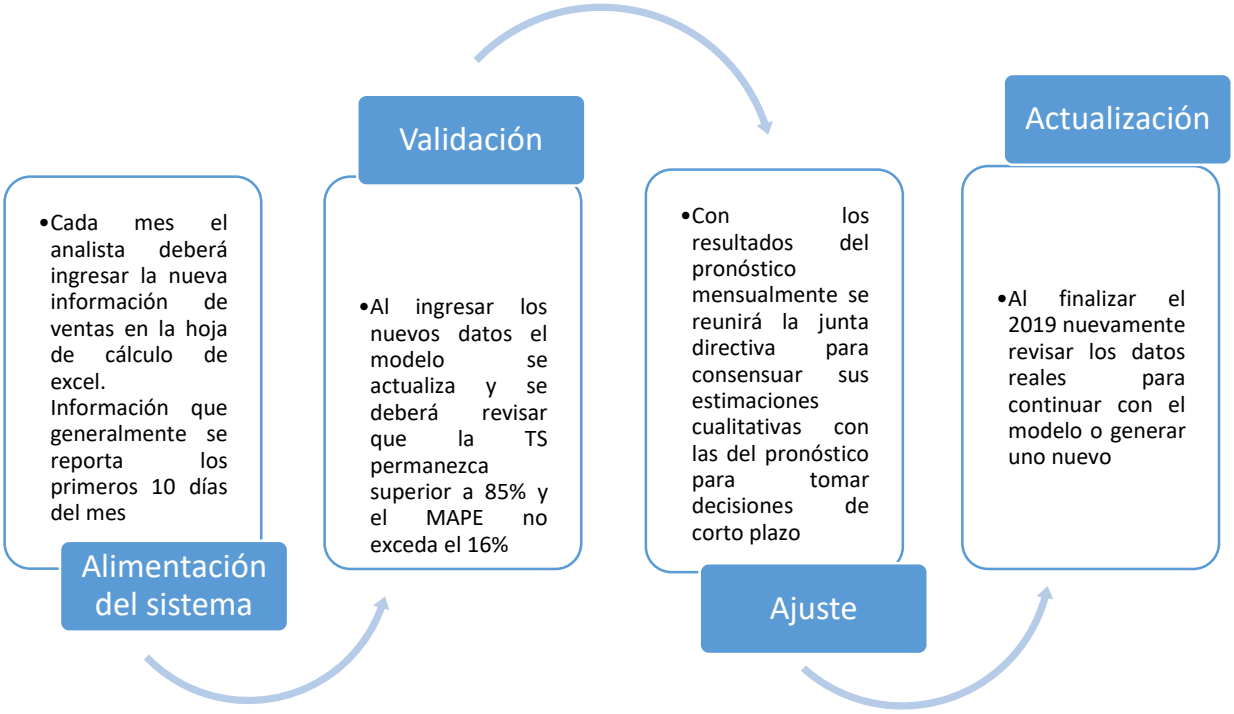
Pronóstico	Volumen	Ventas
SED	-0.425, Se acepta hipótesis nula de independencia	-0.959, Se acepta hipótesis nula de independencia
WINTERS	-9.5129 Se rechaza hipótesis nula de independencia	-24.348, Se rechaza hipótesis nula de independencia
DESCOMPOSICIÓN TRIMESTRAL	1.524, Se acepta hipótesis nula de independencia	0.111, Se acepta hipótesis nula de independencia

Teniendo en cuenta la dinámica de la compañía en donde comúnmente la gestión comercial se refiere a términos monetarios y no en número de transacciones se toma la decisión de elegir el suavizado exponencial doble conociendo de antemano que la revisión hecha a la variable volumen ofrece un desempeño similar al del componente monetario.

7. PROPUESTA

Una vez implementados los modelos y realizada la elección del pronóstico se plantea una metodología genérica para la compañía con la cual se pueda continuar periodo a periodo alimentando al modelo y plantear las estrategias de seguimiento y control:

Figura 7 Resumen de la propuesta



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Otro enfoque del análisis de los datos históricos es una revisión de los sectores productivos que hacen parte del total general de ventas con el que se trabajó anteriormente. Se desea evaluar la posibilidad de segmentar los pronósticos de acuerdo al sector económico con el fin de generar estrategias de planeación directas por sector y también con el objetivo de observar si con estas agrupaciones es posible reducir los niveles de error. Estas agrupaciones son comunes en las metodologías de pronósticos y dependen de las características de la empresa en estudio, por ejemplo para (Méndez Giraldo & Lopez Santana, 2014) en una empresa del sector de polivinilos la segmentación de productos se da de acuerdo a la rotación de inventarios y a la importancia en variables como volumen, peso y costo. Siendo este último ítem de aportación económica la elegida para el presente trabajo al momento de segmentar las variables.

Análisis por sector

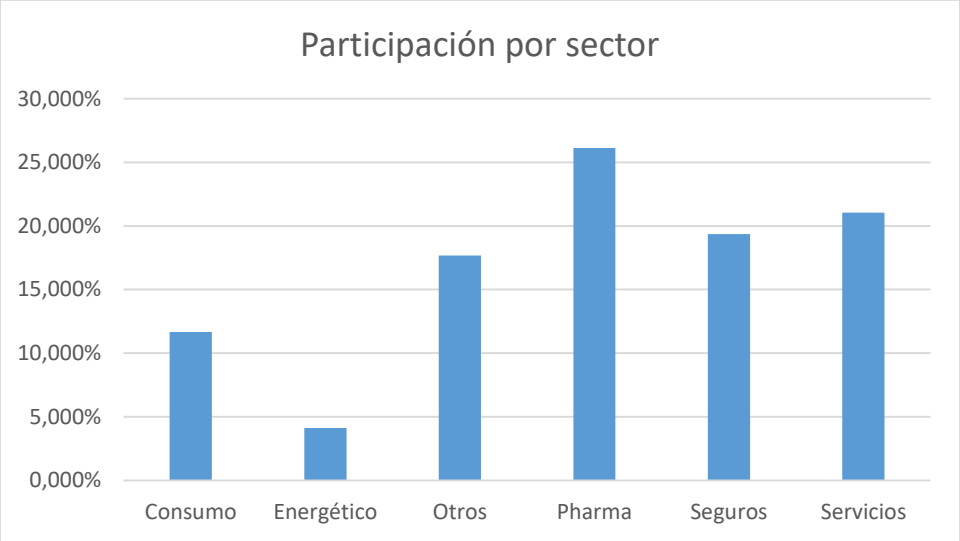
De acuerdo a las empresas que se han manejado desde el 2015 a la fecha, la distribución de ventas por sectores se representa de la siguiente manera:

Tabla 12 Participación en ventas por sectores

Consumo	**11.67%**
Energético	4.11%
Otros	17.67%
Pharma	26.13%
Seguros	19.35%
Servicios	21.04%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 8 Participación en ventas por sector



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Al igual que como se hizo con las ventas totales, es necesario calcular los componentes de tendencia y estacionalidad para determinar qué modelos aplicar:

Tendencia,

Se llevan a cabo las pruebas de Mann Kendall y el análisis de regresión encontrando que para cada uno de los sectores se rechaza la hipótesis nula de que los datos no tengan componente de tendencia llevados a cabo en el anexo de la hoja de cálculo.

Estacionalidad,

Gráficamente no es evidente la presencia de estacionalidades a excepción del sector de Pharma. Sin embargo con el conocimiento del mercado y de los clientes se conoce de antemano que las estacionalidades si se presentan y en periodos trimestrales, con lo que se realizarán las dos opciones de periodos con estación (anual y trimestral)

Figura 9 Ventas trimestrales por sector Pharma de 2015 a 2018

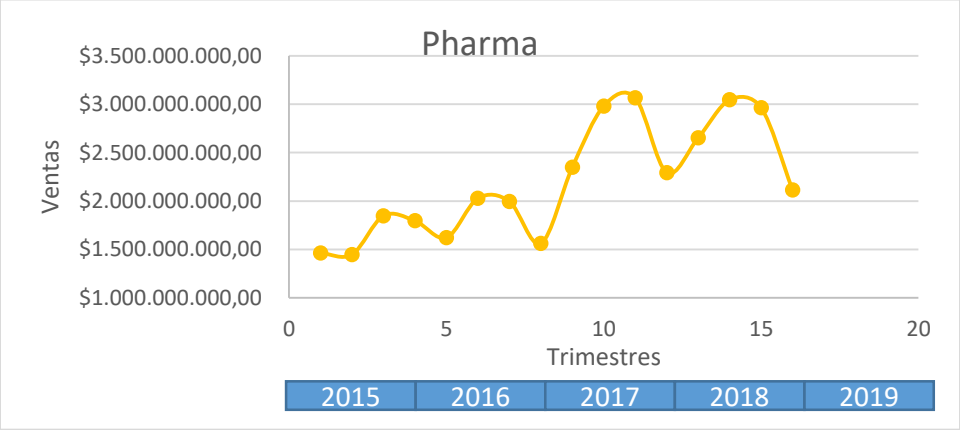


Figura 10 Ventas trimestrales por sector Seguros de 2015 a 2018

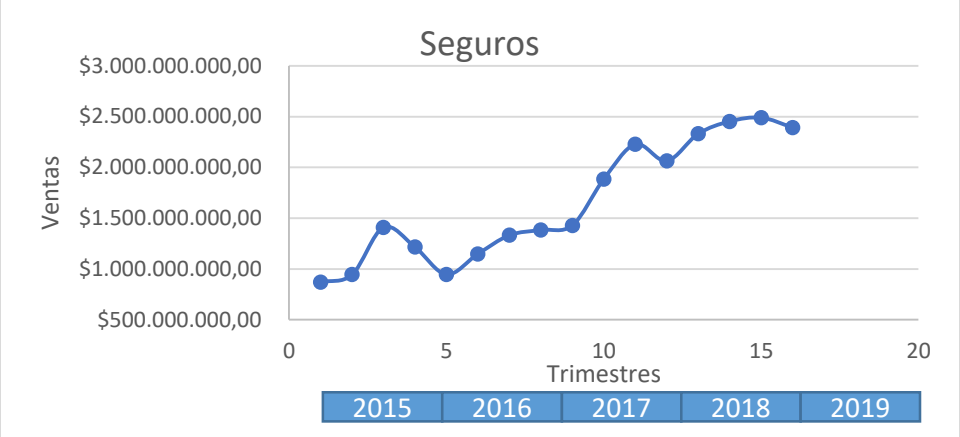


Figura 11 Ventas trimestrales por sector Servicios de 2015 a 2018

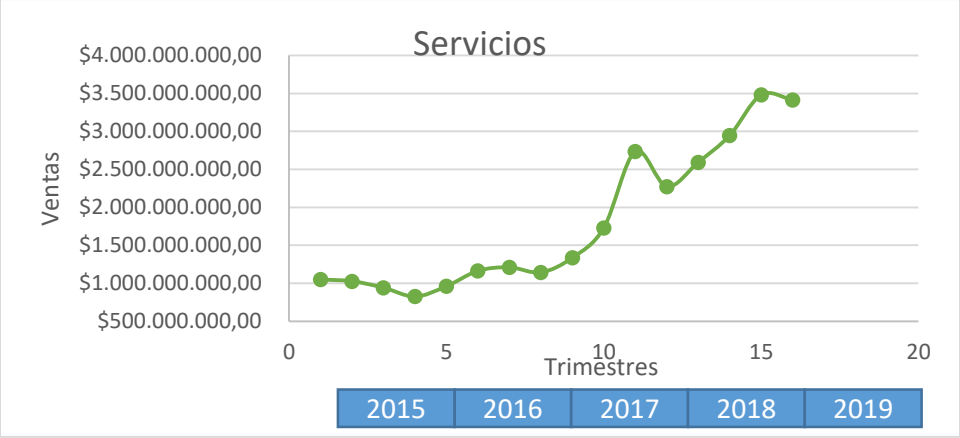


Figura 12 Ventas trimestrales por sector Consumo de 2015 a 2018

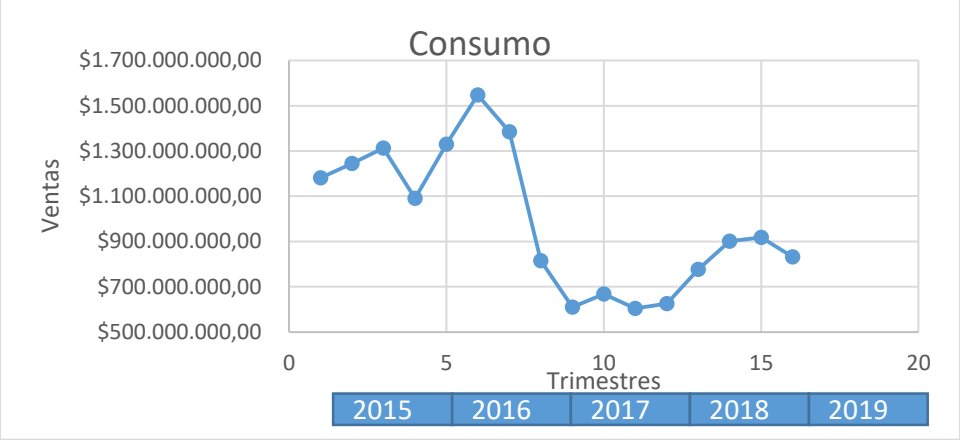


Figura 13 Ventas trimestrales por sector Energético de 2015 a 2018

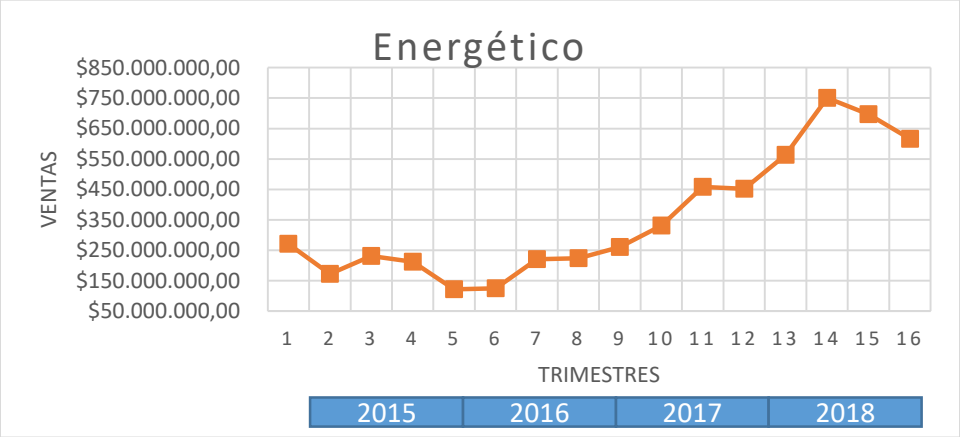
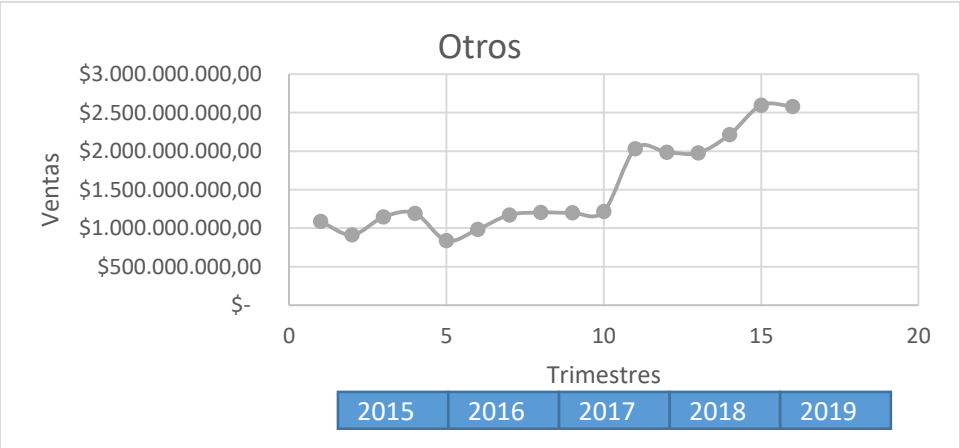


Figura 14 Ventas trimestrales por sector Otros de 2015 a 2018



Los modelos que se aplicarán también serán SED, Winters y descomposición.

El resumen de las medidas de error se presenta a continuación:

Figura 15 Resumen medidas de desempeño por sectores

Performance Sectores

	Consumo	SED SOLVER	SED AJUSTE	WINTERS	DESCOMPOSICIÓN	DESCOMPOSICIÓN MES
MFE		9945895	-50911146	55261049	3502281	1281931
MAD		63673703	403397058	130866842	333443079	88101109
MAPE		21	15	16	36	29
MSE		8.28884E+15	3.71401E+17	2.53263E+16	1.25962E+17	1.37167E+16
TS (+-4)		85%	73%	69%	67%	28%
	Energético					
MFE		12,299,934	7,334,239	- 48,507,467	154,020,285	6,333,375
MAD		34,556,095	63,520,943	51,140,213	242,029,930	38,258,301
MAPE		24	22	9	39	37
MSE		7.37934E+15	8.79548E+15	8.32322E+15	2.4295E+17	2.72548E+15
TS (+-4)		56%	48%	28%	78%	35%
	Otros					
MFE		- 6,305,056	15,266,740	- 48,507,467	- 20,934,963	- 7,025,686
MAD		80,968,227	37,134,153	51,140,213	256,968,148	95,931,727
MAPE		18	24	9	18	21
MSE		1.6496E+16	8.2678E+15	8.32322E+15	8.84E+16	1.38993E+16
TS (+-4)		59%	62%	28%	83%	26%
	Pharma					
MFE		- 15,072,959	3,332,496	17,936,755	- 139,400,930	- 45,093,687
MAD		126,138,049	131,908,933	45,639,693	348,207,267	122,033,675
MAPE		25	25	3	18	23
MSE		3.70828E+16	3.88634E+16	5.22426E+15	2.40251E+17	3.10797E+16
TS (+-4)		72%	67%	69%	94%	41%
	Seguros					
MFE		- 5,190,774	8,206,972	- 63,057,945	- 27,501,202	- 14,374,814
MAD		77,328,619	80,580,129	141,521,280	194,691,801	74,876,362
MAPE		15	15	9	12	15
MSE		1.50149E+16	1.72056E+16	3.47832E+16	5.90039E+16	9.77115E+15
TS (+-4)		74%	67%	78%	89%	35%
	Servicios					
MFE		- 14,401,486	2,873,165	- 63,057,945	- 20,934,963	- 7,025,686
MAD		108,901,608	115,218,450	141,521,280	256,968,148	95,931,727
MAPE		20	20	9	18	21
MSE		3.27249E+16	3.43992E+16	3.47832E+16	8.84E+16	1.38993E+16
TS (+-4)		57%	67%	78%	89%	26%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Con este resultado y teniendo en cuenta el grado de participación que tiene cada sector en el componente general, se propone segmentar los sectores de Pharma, Seguros y Servicios por medio del método de descomposición con estacionalidad trimestral. Los demás sectores se agruparán en uno sólo y se pronosticarán mediante el método de suavizado exponencial. Con esta medida se busca mantener un nivel de eficiencia alto en el pronóstico para los sectores más importantes de la compañía y con esto planear la estructura de gestión comercial enfocada en cada sector y conociendo de antemano el comportamiento histórico de compras para manejar de manera más efectiva el departamento comercial.

Tabla 13 Pronóstico 2° semestre 2019 por sectores

	PHARMA	SEGUROS	SERVICIOS
T3	$ 3,585,704,397.88	$ 2,777,536,442.37	$ 2,529,781,354.86
T4	$ 3,018,816,404.85	$ 2,886,325,907.48	$ 2,628,556,434.80

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Para la nueva agrupación de datos el pronóstico para el segundo semestre del 2019 será:

Tabla 14 Pronóstico 2° semestre 2019 general

	OTROS
JULIO	$ 1,569,842,895.43
AGOSTO	$ 1,522,368,414.15
SEPTIEMBRE	$ 1,473,979,669.22
OCTUBRE	$ 1,435,168,416.53
NOVIEMBRE	$ 1,411,370,744.91
DICIEMBRE	$ 1,403,314,436.68

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Tabla 15 Medidas de desempeño general

	OTROS
MFE	1043566.159
MAD	121622169.2
MAPE	13.54116159
MSE	2.71942E+16
TS (+-4)	91%

Las pruebas de independencia para la distribución de los datos asociados al error con la nueva agrupación son:

Tabla 16 Prueba de independencia nueva agrupación

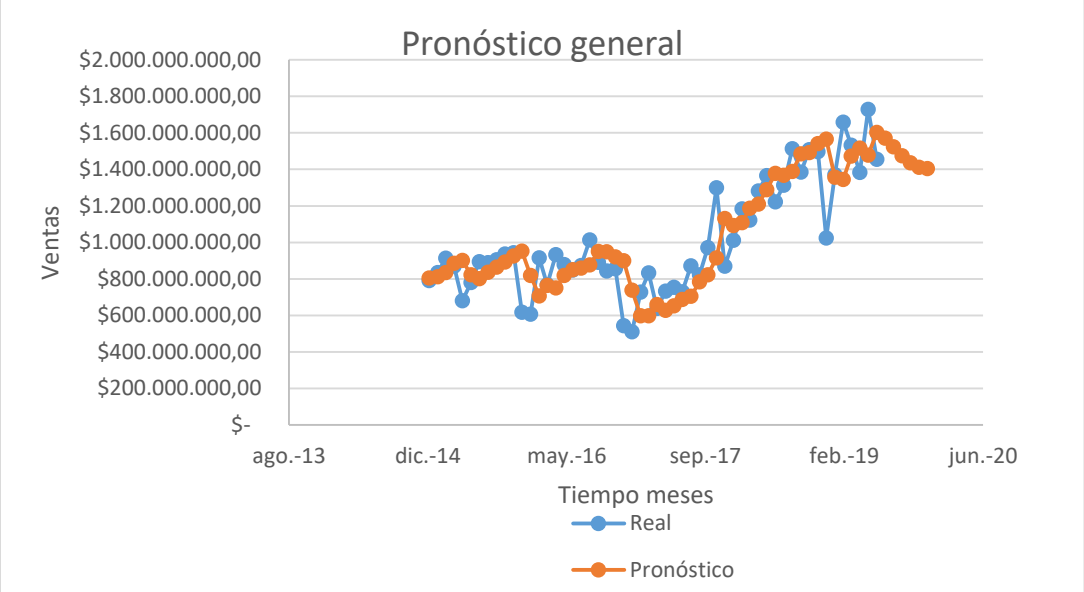
Coeficiente de correlación	**0.011**	Coeficiente de correlación cercano a cero para indicar la débil relación entre variables.
Comparativo estadístico T	0.518	Se acepta hipótesis nula que los datos son independientes
Prueba de rachas	Media: 0.685 Mediana: 0.622 Moda: 0.846	Se acepta hipótesis nula que los datos son independientes

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los soportes consolidados de cada una de las pruebas de independencia se pueden encontrar en el anexo 1.

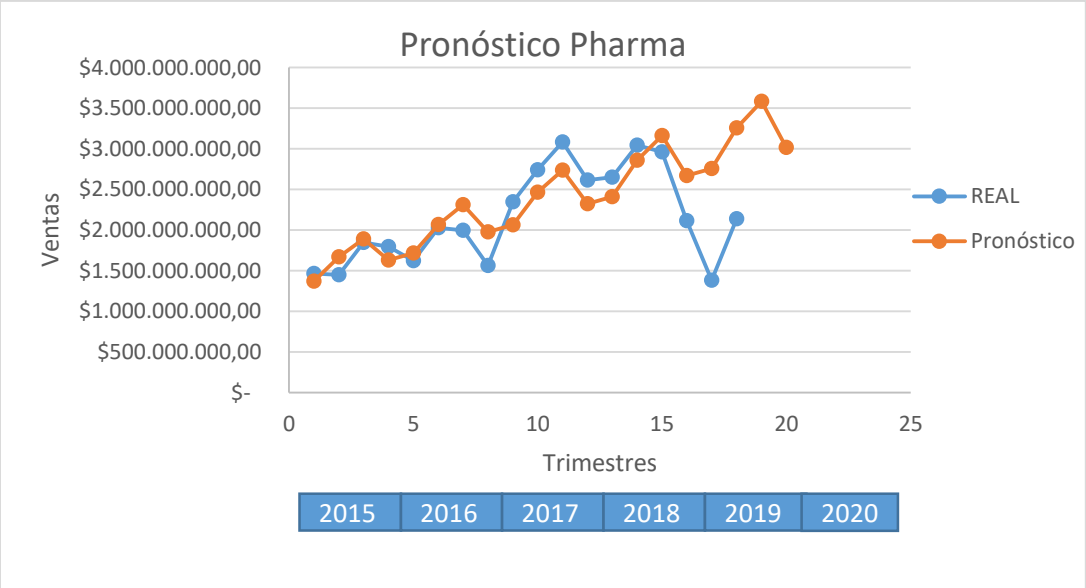
Con esta segmentación de datos se logró una mejor medida de desempeño tanto para el MAPE como la señal de rastreo.

Figura 16 Pronóstico general 2° semestre 2019



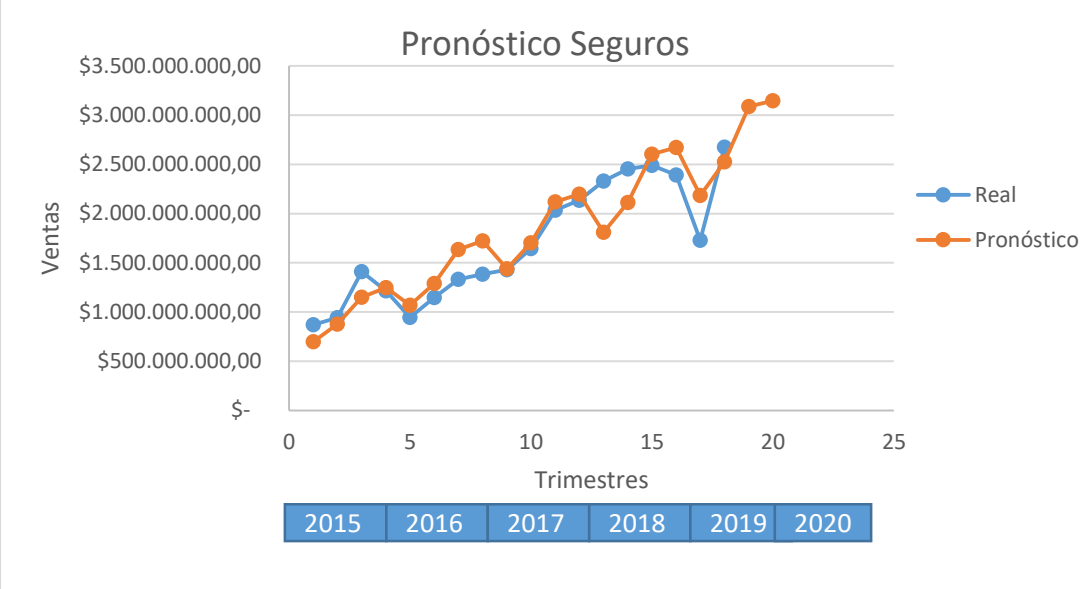
FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 17 Pronóstico 2° semestre de 2019 Pharma



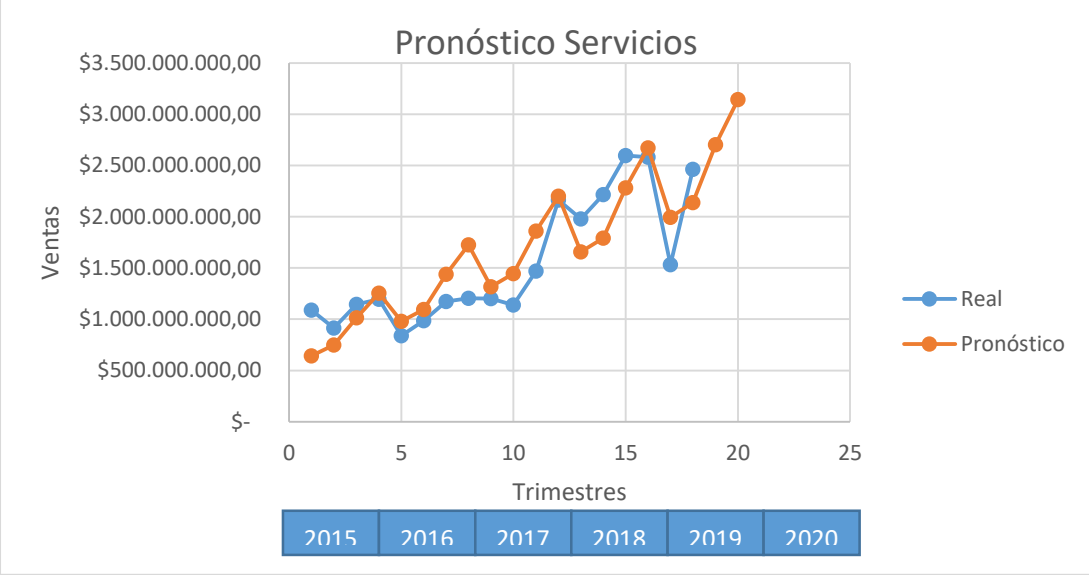
FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 18 Pronóstico 2° semestre 209 Seguros



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 19 Pronóstico 2° semestre 2019 Servicios

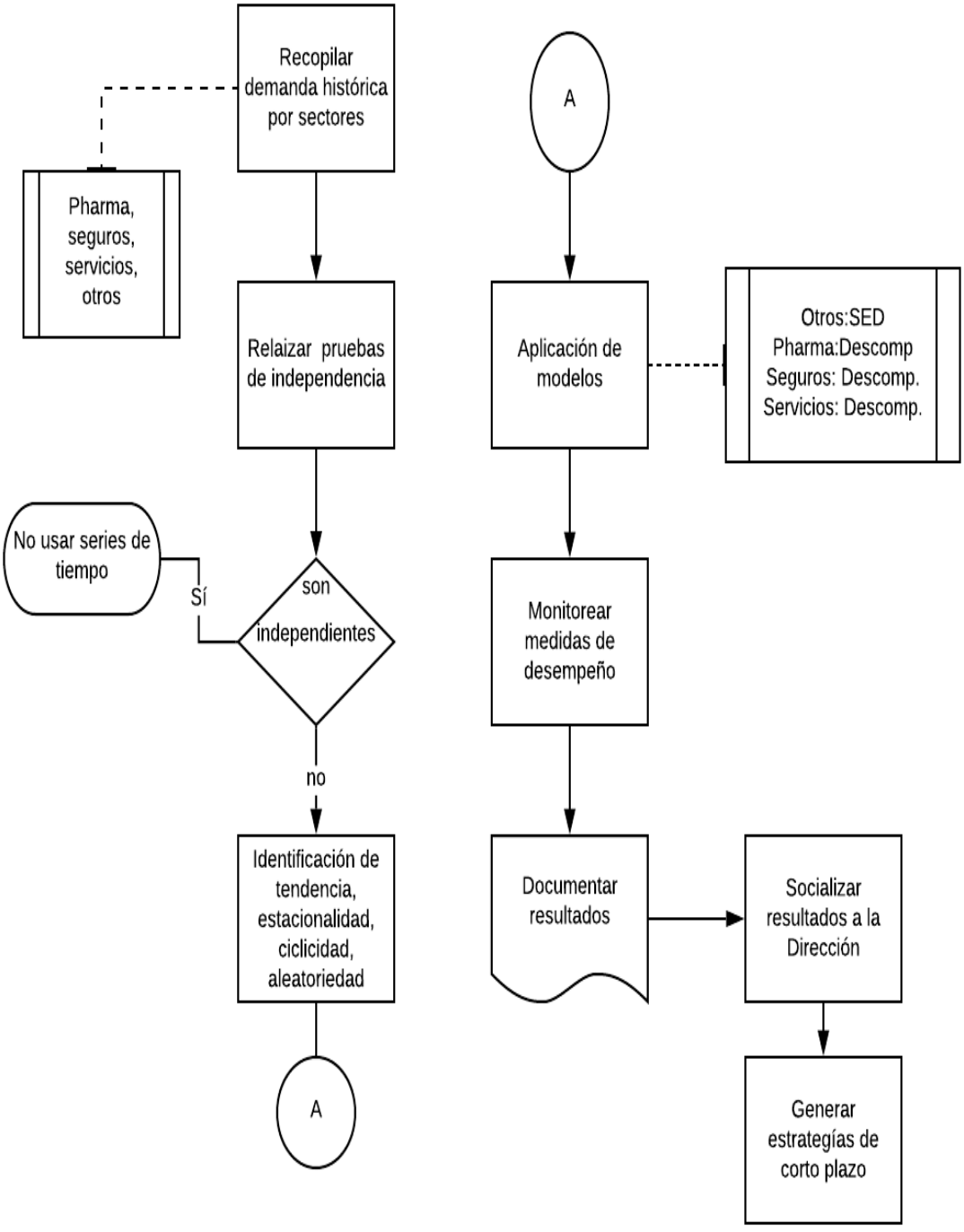


FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El paso a paso de la planeación estratégica de la demanda para esta compañía del sector turismo se define como:

1. Recibir mensualmente el consolidado de compras segmentado por sectores económicos
2. El analista deberá hacer cuatro grupos: La información referente a Pharma, Seguros, servicios y la demás información se debe manejar en un solo sector llamado otros.
3. Una vez tratados los datos, el analista deberá dirigirse a la hoja de cálculo del anexo en donde dispondrá la nueva información de demanda, teniendo en cuenta que para los tres primeros sectores se actualizará en el modelo de descomposición y los demás los añadirá a la pestaña de suavización exponencial doble.
4. Una vez ingresados los valores el modelo calculará el periodo a pronosticar.
5. Con la información del nuevo pronóstico se deberá socializar mensualmente la información con la junta directiva quienes a través de su experiencia ajustarán el resultado de acuerdo a su criterio.
6. Con el modelo de descomposición se podría hacer incluso una proyección de 6 meses que le permita a la alta dirección tomar decisiones con respecto a la necesidad de aumentar la fuerza laboral o el adquirir nuevo equipamiento dadas las condiciones venideras del mercado.
7. A través de los resultados de los modelos, el equipo comercial deberá estar en capacidad de generar estrategias específicas de acuerdo al sector y a la temporada, con lo que para picos de demanda se podrían buscar alianzas con proveedores de hoteles, aéreos o incluso orientar a los clientes de este sector con anticipación de que los destinos a los que viajarán tendrán una alta demanda y aumentará el coste de los tiquetes.

Figura 20 Metodología por sectores

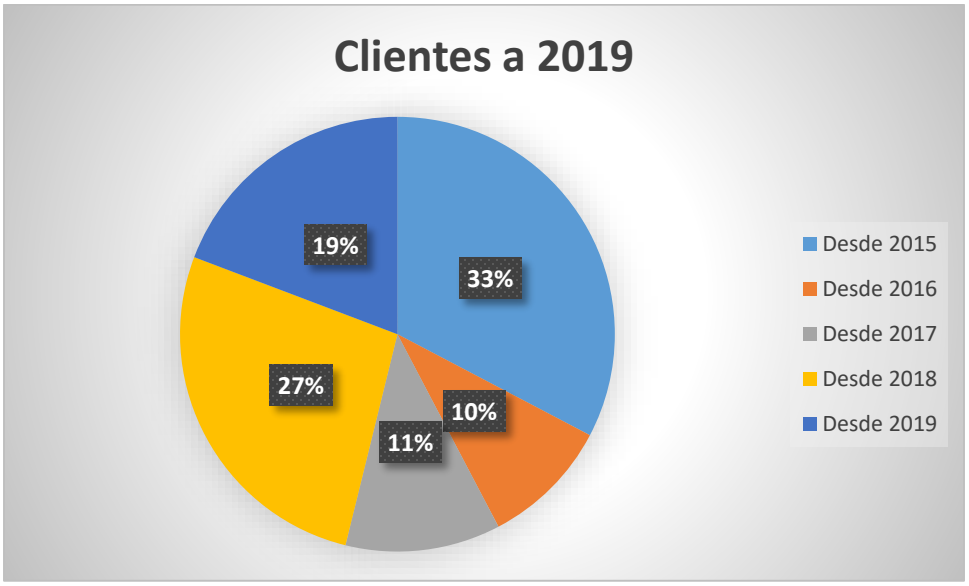


FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Por otra parte, una visión que no puede dejarse de lado es el trabajar los clientes de manera independiente, es decir la aplicación de un método de pronóstico de manera individual. A manera de revisión a continuación se presentan los comportamientos individuales:

- En las bases de datos de ventas desde el 2015 se encontraron empresas que estuvieron por algunos periodos, tan solamente 52 de estas se han mantenido hasta este año.
- Las empresas que permanecen desde el 2015 también son las que mayor participación económica representan para esta compañía del turismo.

Figura 21 Clientes permanentes en 2019



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Figura 22 Participación económica empresas en 2019



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

De esta manera, teniendo en cuenta la fecha de entrada de cada empresa se agrupan para realizar el análisis de datos:

Tabla 17 Segmentación de empresas por año de llegada

Variable	Empresa	Correlación	Desde el año
x2	Abbvie Sas	0,33	2015
x4	Astrazeneca Colombia S.A.S.	0,60	2015
x8	Cargill De Colombia Ltda	0,82	2015
x12	Daimler Colombia S.A	0,44	2015
x14	Delima Marsh S.A. Los Corredores De Seguros	0,54	2015
x16	Dow Quimica Bogota	0,47	2015
x17	Emerald Energy Plc Sucursal Colombia	0,77	2015
x22	Gran Tierra Energy Colombia Ltda	0,89	2015
x27	Iglesia De Jesucristo De Los Santos De Los Ultimos Dias En Colombia	0,84	2015
x32	Linde Colombia S A	0,25	2015
x36	Nestle De Colombia S A	0,63	2015
x37	Other	0,89	2015
x38	Pfizer S.A.S	0,49	2015
x41	Productos Roche Sa	0,47	2015
x43	Sap Colombia Sas	0,70	2015

x48	Suramericana S.A.	0,87	2015
x49	Trane De Colombia S.A.	0,74	2015
X25	Hoteles Estelar Calle 100	0,52	2016
X43	Schneider Electric De Colombia S.A.S.	0,70	2016
X44	Schneider Electric Systems Colombia Ltda	0,67	2016
X47	Sociedad Puerto Industrial Aguadulce S.A.	0,55	2016
X51	Yanbal De Colombia S.A.S	0,36	2016
X26	Huawei Technologies Colombia S.A.S	0,31	2017
X28	Jeronimo Martins Colombia S.A.S.	0,63	2017
X35	MECO INFRAESTRUCTURA SAS	0,58	2017
X39	POLITECNICO GRANCOLOMBIANO	0,26	2017
X42	Saint - Gobain Colombia S.A.S.	0,47	2017
X50	UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA	0,17	2017
x1	3M Colombia S.A	0,68	2018
x3	Adidas Colombia Limitada	0,19	2018
x5	Banco Mundial	0,12	2018
x6	Baxalta Colombia Sas	0,38	2018
x9	Compass Group Services Colombia Sa	0,03	2018
x10	Coordinadora Mercantil S.A.	0,10	2018
x15	Diaco S.A.	0,53	2018
x21	Fundacion Universitaria Del Area Andina	0,13	2018
x24	Holcim Colombia Sa	0,09	2018
x29	Koba Colombia S A S	0,68	2018
x30	Laboratorios Baxter S A	0,07	2018
x31	Lg Electronics Colombia Ltda	0,43	2018
x33	Lopez Y Asociados Sas	0,01	2018
x46	SOCIEDAD NACIONAL DE LA CRUZ ROJA COLOMBIANA	0,47	2018
x7	Beckman Coulter Colombia S A S	0,62	2019
x11	Corteva	0,57	2019
x13	Danisco Colombia Ltda	0,34	2019
x18	Ernst Y Young S A S	0,01	2019
x19	Estilo Ingenieria S.A.	0,84	2019
x20	Fundacion National Center For State Courts - Ncsc Colombia	0,83	2019
x23	Grupo Energia Bogota S A E S P	0,29	2019
x34	Luxottica Colombia S A S	0,64	2019
x40	Prabyc Ingenieros Sas	0,57	2019
x52	Zoetis Colombia Sas	0,07	2019

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Iniciando por las empresas de 2015, se emplean métodos de pronósticos de manera individual teniendo en cuenta su importancia en la participación del ingreso y que se busca la minización del valor del error MAD.

Tabla 18 Pronósticos empresas desde 2015

Cliente	Ítem	Método	Pronóstico	Mad
Abbvie Sas	El segundo trimestre de 2019 creció en un 9,6% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Descomposición	$ 37.983.473	$ 4.081.748
Astrazeneca Colombia S.A.S.	El segundo trimestre de 2019 decreció en 26.6% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 38.631.751	$ 2.624.526
Cargill De Colombia Ltda	El segundo trimestre de 2019 aumentó en 28% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 74.088.063	$ 1.909.370
Daimler Colombia S.A	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 27.2% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 16.540.201	$ 928.304
Delima Marsh S.A. Los Corredores De Seguros	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 8% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 35.643.135	$ 1.303.752
Dow Quimica Bogota	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 41% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 19.095.843	$ 1.235.590
Emerald Energy Plc Sucursal Colombia	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 18% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 42.573.614	$ 1.281.892
Gran Tierra Energy Colombia Ltda	El segundo trimestre de 2019 aumentó en 2,44% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	187.092.919 COP	4.270.867 COP

Iglesia De Jesucristo De Los Santos De Los Ultimos Dias En Colombia	El segundo trimestre de 2019 aumentó en 14% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 56.075.524	$ 1.697.584
Linde Colombia S A	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 10.16% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 17.031.959	$ 3.170.084
Nestle De Colombia S A	El segundo trimestre de 2019 aumentó en 13.35% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 139.371.081	$ 19.995.082
Other	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 14.1% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 755.883.048	$ 18.529.010
Pfizer S.A.S	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 1,43% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 100.239.529	$ 3.780.519
Productos Roche Sa	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 5,58% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 136.590.527	$ 5.295.485
Sap Colombia Sas	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 19.23% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 102.618.676	$ 2.834.438
Suramericana S.A.	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 6.19% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 731.853.789	$ 18.423.332
Trane De Colombia S.A.	El segundo trimestre de 2019 decreció en un 2.5% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 19.794.785	$ 561.346

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Por su parte para las empresas que iniciaron historial de compras desde el año 2016:

Tabla 19 Pronósticos empresas desde el 2016

Cliente	Ítem	Método	Pronóstico	MAD
Hoteles Estelar Calle 100	El segundo trimestre de 2019 decreció en 40,5% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 23.065.315	$ 5.755.835
Schneider Electric De Colombia S.A.S.	El segundo trimestre de 2019 decreció en 7% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 62.002.941	$ 10.897.269
Schneider Electric Systems Colombia Ltda	El segundo trimestre de 2019 creció en un 13,9% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 47.586.236	$ 6.183.719
Sociedad Puerto Industrial Aguadulce S.A.	El segundo trimestre de 2019 decreció en 22% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 22.865.237	$ 6.501.710
Yanbal De Colombia S.A.S	El segundo trimestre de 2019 decreció en 27% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 36.141.645	$11.191.992

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Para las empresas que ingresaron desde el 2017 los mejores resultados se obtuvieron con los siguientes métodos:

Tabla 20 Pronóstico empresas desde el 2017

Cliente	Ítem	Método	Pronóstico	MAD
Huawei Technologies Colombia S.A.S	El segundo trimestre de 2019 decreció en 20% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 20.100.678	$ 5.152.016
Jeronimo Martins Colombia S.A.S.	El segundo trimestre de 2019 creció en un 59% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 62.795.820	$ 4.711.643
MECO INFRAESTRUCTURA SAS	El segundo trimestre de 2019 decreció en 14% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 28.835.205	$ 4.034.233
POLITECNICO GRANCOLOMBIANO	El segundo trimestre de 2019 decreció en 71% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Descomposición	$ 35.621.409	$ 8.004.485
Saint - Gobain Colombia S.A.S.	El segundo trimestre de 2019 decreció en 12% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Descomposición	$ 35.621.409	$ 8.004.485
UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA	El segundo trimestre de 2019 decreció en 33% con respecto al segundo trimestre del año anterior	Winters	$ 90.346.982	$ 20.208.549

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Las compañías que iniciaron a comprar en 2018 se presentan a continuación:

Tabla 21 Pronóstico empresas que iniciaron desde 2018

Cliente	Ítem	Método	Pronóstico	MAD
3M Colombia S.A	El segundo trimestre de 2019 decreció en 66% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 39.294.261	$ 8.809.889
Adidas Colombia Limitada	El segundo trimestre de 2019 creció en 17% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 21.138.058	$ 7.241.347
Banco Mundial	El segundo trimestre de 2019 creció en 5% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 46.379.682	$ 17.463.088
Baxalta Colombia Sas	El segundo trimestre de 2019 decreció en 27% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 30.718.494	$ 8.243.238
Compass Group Services Colombia Sa	El segundo trimestre de 2019 decreció en 0,2% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 39.080.766	$ 8.090.244
Coordinadora Mercantil S.A.	El segundo trimestre de 2019 decreció en 7% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 38.451.485	$ 8.200.871
Diaco S.A.	El segundo trimestre de 2019 creció en 4% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 23.818.832	$ 4.069.261
Fundacion Universitaria Del Area Andina	El segundo trimestre de 2019 decreció en 65% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 22.416.885	$ 8.415.839
Holcim Colombia Sa	El segundo trimestre de 2019 creció en 7% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 18.298.091	$ 10.662.807
Koba Colombia S A S	El segundo trimestre de 2019 creció en 59% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 58.236.411	$ 7.247.183
Laboratorios Baxter S A	El segundo trimestre de 2019 decreció en 3% con	SED	$ 61.959.751	$ 18.418.953

	respecto al segundo trimestre del año anterior			
Lg Electronics Colombia Ltda	El segundo trimestre de 2019 decreció en 90% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 17.205.054	$ 8.031.325
Lopez Y Asociados Sas	El segundo trimestre de 2019 decreció en 27% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 17.050.676	$ 5.443.920
SOCIEDAD NACIONAL DE LA CRUZ ROJA COLOMBIANA	El segundo trimestre de 2019 creció en 31% con respecto al segundo trimestre del año anterior	SED	$ 93.744.813	$ 18.325.636

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Finalmente para las 9 compañías que ingresaron este 2019 se realiza el pronóstico mediante el método de promedio móvil (MA)

Tabla 22Pronóstico empresas desde 2019

Cliente	Método	Pronóstico	MAD
Beckman Coulter Colombia S A S	MA	$ 14.779.750	$ 7.183.430
Corteva	MA	$ 26.045.500	$ 4.005.050
Danisco Colombia Ltda	MA	$ 10.022.300	$ 3.398.450
Ernst Y Young S A S	MA	$ 92.497.293	$ 14.177.469
Estilo Ingenieria S.A.	MA	$ 38.055.890	$ 10.770.226
Fundacion National Center For State Courts - Ncsc Colombia	MA	$ 64.534.200	$ 22.614.986
Grupo Energia Bogota S A E S P	MA	$ 88.153.930	$ 17.162.101
Luxottica Colombia S A S	MA	$ 10.765.350	$ 5.779.100
Prabyc Ingenieros Sas	MA	$ 11.283.400	$ 3.970.363
Zoetis Colombia Sas	MA	$ 16.571.381	$ 4.978.178

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los cálculos realizados para cada una de las empresas de manera independiente se consolidan dentro del anexo 3.

8. CONCLUSIONES

A pesar de contar en esta compañía con un departamento comercial robusto que a lo largo de los años ha realizado estimaciones cualitativas se evidencio la necesidad de investigar otras metodologías ya que en ocasiones la empresa no pudo responder rápidamente a los requerimientos del mercado y llegó al tope de capacidad laboral como consecuencia se tuvo parte del mercado sin responder. Con el aprovechamiento de los datos históricos de demanda fue posible llevar a cabo las diferentes metodologías de pronósticos definiendo las siguientes conclusiones:

- La serie de tiempo la componen diferentes sectores económicos de los cuales Pharma, seguros y servicios representan más del 60% del total de ingresos percibidos por ventas de tiquetes, con lo que el retirarlos del pronóstico general permitió obtener mejores medidas de desempeño. Por su parte agrupar los demás sectores en un solo modelo también fue una opción validada por las estimaciones del error con lo que se puede implementar esta metodología soportada en las evidencias matemáticas.
- Con el presente trabajo se disponen las bases metodológicas para que la compañía de hoy en adelante pueda adoptar este proceso de planeación de demanda mes a mes, alimentado los modelos con los datos recientes de demanda y revisando continuamente las medidas de desempeño. Adicionalmente, mediante la hoja de cálculo dispuesta como anexo le será posible a cualquier persona de la compañía actualizar los modelos con la información disponible.
- Parte del éxito de la aplicación de esta nueva metodología radica en implementar socializaciones de demanda mes a mes con el fin de basados en las predicciones de los pronósticos poder generar un juicio completo teniendo en cuenta la experiencia y opiniones de la alta dirección. Las estimaciones futuras no solamente le permitirán a la compañía

hacerse una imagen de lo que serán las ventas, también apoyarán las decisiones estratégicas para la fuerza de ventas y la adquisición de nuevas tecnologías si las observaciones de la demanda así lo ameritan.

- Una continuación futura de este trabajo será el investigar y analizar con mayor rigurosidad matemática la característica de los datos y la implementación de los modelos, con el fin de implementar procesos estándar que le permitan a cualquier persona de la compañía realizar el pronóstico a pesar de no tener conocimientos previos en este ámbito.
- También a futuro poder identificar otras variables inmersas en el proceso pero de tipo externo, con esto se podría identificar la causalidad entre el movimiento de los viajes con el precio de los tiquetes que las aerolíneas estiman.
- Una vez que la compañía se familiarice con los métodos de pronósticos se podría proponer la adquisición de algún programa robusto de pronósticos en donde se puedan incluir los otros productos y demostrar que financieramente es más favorable para la compañía que disponer de recursos para tener que ajustar los modelos periódicamente.
- Al poder segmentar los sectores más importantes para lo compañía, es posible restructurar el departamento comercial con el fin de capacitar expertos en estos estos sectores que le puedan ofrecer mejores soluciones a los clientes corporativos con la generación de alianzas con proveedores, la anticipación interna para la movilidad de personal y a futuro poder servir de consultores empresariales en relación a estos sectores productivos a fin de lograr ventajas competitivas frente a la competencia.
- Una visión específica de cada uno de los clientes permitió evidenciar características importantes que al utilizar el conglomerado de empresas tanto de forma general como por sectores no era posible. Por ejemplo que el 33% de los clientes que están hoy en día

trabajando con la empresa vienen desde el 2015, por su parte este segmento de empresas también son las más grandes en términos de participación en el ingreso para BCD, sin embargo es una medida de alerta el evidenciar que en la mayoría de casos la comparación del segundo trimestre del 2019 con el de 2018 presentan una disminución en compras que deberían generar para esta empresa del sector turismo un análisis adicional que justifiquen este comportamiento teniendo en cuenta el impacto significativo que tiene este decrecimiento en las utilidades de la organización

9. REFERENCIAS

Acosta-Cervantes, M. C., Villarreal-Marroquín, M. G., & Cabrera-Ríos, M. (2013). Estudio de validación de un método para seleccionar técnicas de pronóstico de series de tiempo mediante redes neuronales artificiales. *Ingeniería, Investigación Y Tecnología*, *14*(1), 53–63. http://doi.org/10.1016/s1405-7743(13)72225-x

Adhikari K., R., & R.K., A. (2013). An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting Ratnadip Adhikari R. K. Agrawal. *arXiv Preprint arXiv:1302.6613*. http://doi.org/10.1210/jc.2006-1327

Captain Joan H. Newberne. (2006). Holt-Winters Forecasting: A Study of Practical Applications for Healthcare.

Chase, R. B. (2009). *Administración de operaciones Producción y de cadena de suministro*.

Cochran, J. J., Cox, L. A., Keskinocak, P., Kharoufeh, J. P., Smith, J. C., Wang, S., & Chaovalitwongse, W. A. (2011). Evaluating and Comparing Forecasting Models. *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*, (February). http://doi.org/10.1002/9780470400531.eorms0307

Díaz Olariaga, Ó. (2016). Análisis del desarrollo reciente del transporte aéreo en Colombia. *Transporte Y Territorio*, *14*(14), 122–143. http://doi.org/10.34096/rtt.i14.2432

Dolores, S. M. M. M. (2015). ESTUDIO DE LA FIJACIÓN DE PRECIOS EN EL MERCADO AÉREO EUROPEO (Caso práctico: Ruta Ámsterdam-Londres). Retrieved from http://repositorio.upct.es/bitstream/handle/10317/5807/tfg-muñ-est.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Echeverry, J. C., Escobar, A., & Navas, V. (2009). El mercado de tiquetes aéreos en Evaluación del papel de las agencias de, 44. Retrieved from anato.org/img/el_mercado_de_tiquetes_aereos_en_colombia.pdf

Econometrics, S. (2008). “ESTUDIO DE PRECIOS DE PASAJES EN EL MERCADO AÉREO - Informe Final

Santiago, 30 de Septiembre de 2008. Retrieved from http://www.jac.gob.cl/wp-content/uploads/2014/10/ESTUDIOS-007-ESTUDIO-DE-PRECIOS-DE-PASAJES-EN-EL-MERCADO-AEREO-2008.pdf

Económica, O. D. R. (2009). Revisión y análisis de la estructura de costos de transporte aéreo, 1–57.

El Kafazi, I., Bannari, R., & Abouabdellah, A. (2016). Modeling and forecasting energy demand. *Proceedings of 2016 International Renewable and Sustainable Energy Conference, IRSEC 2016*, 746–750. http://doi.org/10.1109/IRSEC.2016.7983974

Marrugo, D. T. (2007). Evaluación de los modelos de pronóstico aplicados para la demanda turística.pdf.

Méndez Giraldo, G. A., & Lopez Santana, E. R. (2014). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Revista Tecnura*, *18*(40), 89. http://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2014.2.a07

Olariaga, D., Rodríguez, L., & Ligia, A. (2016). Comportamiento E Interrelación Del Turismo Y El Transporte Aéreo En Colombia. *Estudios Y Perspectivas En Turismo*, *25*(1), 36–56.

Ortiz, A. M., & Romero, H. G. (2015). Competitividad en el transporte aereo en Colombia Informe final de Fedesarrollo a Fontur. Retrieved from https://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/373

Rivero, O. M. (2017). El Método de Pronóstico Holt-Winters.

Sala-Guzmán, A., Peypoch, N., & Solonandrasana, B. (2008). Pronóstico de la demanda turística en tabasco. *Hitos de Ciencias Económico Administrativas*, *34*(12), 113–122.

Támara, L. G. (2019). Correlación y regresión. *Análisis Exploratoria de Datos*, 143–178. http://doi.org/10.2307/j.ctvc5pc9g.6

Valencia, M., Vanegas, J., Correa, J., & Restrepo, J. (2017). Comparación de pronósticos para la dinámica del turismo en Medellín, Colombia. *Lecturas de Economía*, (86), 199–230. http://doi.org/10.17533/udea.le.n86a08

Villarreal, D. F. (2016). " Introducción a los Modelos de Pronósticos " Introducción.

10. ANEXOS

El tratamiento matemático de los datos, así como la aplicación de los modelos, de las medidas de desempeño y de los resultados obtenidos se encuentran como soporte en el anexo 1.

Anexo 1. Pronósticos turismo

Anexo 2. Pruebas de independencia

Anexo 3. Pronósticos por empresa