



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Construcción de un modelo para pronosticar la demanda de bicicletas de la empresa specialized Colombia, usando series de tiempo

Felipe González Ramírez

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial
Manizales, Colombia

2018

Construcción de un modelo para pronosticar la demanda de bicicletas de la empresa specialized Colombia, usando series de tiempo

Felipe González Ramírez

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título
de:

Magister en Ingeniería Industrial

Director:

PhD, Jaime Antero Arango Marín

Línea de Investigación:

Dirección de Producción y Operaciones

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial

Manizales, Colombia

2018

Dedicado a:

A mis padres y hermano.

Llega un momento en que es necesario abandonar las ropas usadas que ya tienen la forma de nuestro cuerpo y olvidar los caminos que nos llevan siempre a los mismos lugares. Es el momento de la travesía. Y, si no osamos emprenderla, nos habremos quedado para siempre al margen de nosotros mismos.

Fernando Pessoa

Agradecimientos

Agradezco a todas las personas que hicieron posible la realización de este trabajo; a la Universidad por siempre brindar espacios para el aprendizaje de nuevos conocimientos y mi familia ya que sin ellos nada esto hubiese sido posible.

Resumen

En este trabajo se presenta el desarrollo metodológico para la construcción de un modelo de pronóstico de la demanda de bicicletas, de la empresa Specialized Colombia, basado en series de tiempo, los cuales se obtuvieron a partir de los datos históricos proporcionados por la empresa, para 56 periodos mensuales que comprenden desde el año 2011 hasta el año 2016. Todos los cálculos, análisis y modelos, se generaron con el paquete computacional Excel, por su disponibilidad, facilidad, potencia y compatibilidad con otras plataformas como Mac o Linux.

Las bases de datos fueron proporcionadas directamente por la empresa Specialized de la sede Manizales. Dentro del amplio portafolio de productos de Specialized, se seleccionaron 5 grupos bicicletas, que son los más representativos por presentar el mayor volumen en ventas para los periodos de estudio. Estos grupos son: ROCHOPPER, HARDROCK, HOTROCK, TARMAC y JETT. Es importante aclarar que la compañía maneja otros productos, pero para este trabajo, el interés se centra en la línea de bicicletas.

La metodología empleada consistió en generar las series de tiempo para cada uno de los grupos de bicicletas mencionados arriba. La variable en el eje y ventas por unidad, y en el eje x , el tiempo por meses, con lo cual se generaron 56 periodos de estudio. Cada serie de tiempo se analizó y modelo de manera independiente, ya que cada grupo no se comporta de la misma manera a través del tiempo (Macias Calvario, 2007).

Para generar el modelo de pronóstico para cada grupo, se obtuvo primero la función de autocorrelación con el fin de identificar patrones como tendencia, ciclos, estacionalidad e irregularidad presentes en la serie (Sánchez Avillaneda & Martínez Bravo, 2009). Posteriormente se aplicó la prueba de Dickey-Fulle para determinar la presencia o no de raíz unitaria. Dependiendo de estos patrones y los resultados del contraste de raíz unitaria,

X Construcción de un modelo para pronosticar la demanda de bicicletas de la empresa
Specialized Colombia, usando series de tiempo

se decide cual es el mejor método de previsión que se debe utilizar, que para este trabajo fue el método de Holt-Winters por presentar el menor error cuadrático medio.

Palabras clave: Demanda, pronóstico, series de tiempo, tendencia, linealidad, estacionalidad, promedio móvil, correlación.

Construction of a model to forecast the bicycle demand of the specialized company Colombia, using time series

Abstract

This paper presents the methodological development for the construction and validation of a bicycle demand forecasting model, from the company Specialized Colombia, based on time series, which were obtained from the historical data provided by the company, for 5 periods ranging from 2011 to 2015. All calculations, analysis and models were generated with the Excel computer package, due to its availability, ease, power and compatibility with other platforms such as Mac or Linux.

The databases provided by the company were analyzed, validated and refined to ensure the quality and reliability of the data and the model obtained from them. Time series were generated; variables and methods were identified to generate the model. From the broad portfolio of the specialized company, 4 groups of bicycles were selected, which are the most representative because they present the highest sales volume for the study periods. These groups are ROCHOPPER, HARDROCK, HOTROCK and JETT. It is important to clarify that the company handles other products, but for this work, the focus is on the bicycle line.

The methodology used consisted of generating the time series for each of the bicycle groups mentioned above. The variable on the y-axis was the demand, and on the x-axis, the time per quarters, which generated 4 points per study period, for 5 periods with 20 points. Each time series was analyzed and modeled independently, because each group behaves differently over time.

To generate the forecast model for each group, it assumed that the time series are composed of four components namely: Trend, cyclical, seasonality and irregularity and that

the demand model is calculated from the addition or multiplication of each one of these components. Depending on the way in which each series behaves with time, it is decided whether the model is additive or multiplicative. The additive component works best when the time series has approximately the same variability over time. On the contrary, the multiplicative component works very well when an increase rate is observed over time.

The component of the trend is calculated by fitting the best mathematical model to the data, which can be linear, polynomial or exponential, which is done with regression methods. Once the trend of the data is estimated, the seasonal component of the demand can be obtained by simple moving averages centered. Regarding the cyclical component, it is difficult to manage so it is assumed that this component is part of the trend which facilitates the model and makes it simple.

Keywords: Demand, forecast, time series, trend, linearity, seasonality, moving average, correlation.

Contenido

1. CAPÍTULO I: Perfil de la compañía Specialized-Colombia	5
1.1 Specialized.....	5
1.2 Antecedentes de Specialized	8
1.3 Estado Actual del uso y el negocio de bicicletas.	9
2. CAPÍTULO II: Marco Teórico.....	13
2.1 Series de tiempo	13
2.1.1 Componentes de una serie de tiempo	14
2.1.2 Series de tiempo estacionarias y no estacionarias.....	16
2.2 Coeficientes de autocorrelación y Correlogramas	17
2.2.1 Coeficientes de autocorrelación.....	17
2.2.2 Correlogramas.....	17
2.3 Prueba de Dickey-Fuller	19
2.4 Selección del método de pronóstico.....	19
2.4.1 Técnicas de pronóstico.....	20
3. Capítulo III. Marco referencial.....	25
4. Capítulo IV. Resultados y discusión.	31
4.1 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Jett	32
4.2 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Hotrock.....	40
4.3 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Rockhopper.	46
4.4 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Hardrock.....	51
4.5 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Tarmac.	55
4.6 Análisis comparativo entre las técnicas de previsión y el modelo de pronostico obtenido.....	61
5. Conclusiones y recomendaciones.....	67
5.1 Conclusiones.....	67
5.2 Recomendaciones.....	68
6. Bibliografía	69

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1 Organigrama Área de Logística, ciudad de Manizales. Fuente (Specialized-Manizales, 2018).....	7
Figura 1-2. Planeación de la demanda de la empresa Specialized en Manizales. Fuente (Specialized-Manizales,2018)	7
Figura 1-3: Familia de bicicletas Rockhopper. (Specialized, 2017)	8
Figura 1-4. Venta de vehículos y motocicletas nuevos (COCA MURCIA, 2011).....	9
Figura 1-5. Distribución del Mercado de Bicicletas y sus Partes.	10
Figura 1-6. Uso de la bicicleta en la ciudad de Bogotá. (El Espectador, 2015).....	11
Figura 2-1. Serie de tiempo. Fuente propia.....	14
Figura 2-2. Serie de tiempo con tendencia. (Arellano, 2001).....	14
Figura 2-3. Serie de tiempo con estacionalidad. (Universitat de Barcelona, 2017)	15
Figura 2-4. Serie de tiempo con componente cíclica. (Hanke & Wichern, 2006)	15
Figura 2-5. Componente aleatoria en una serie temporal. (Arango Marin, Giraldo Garcia, & Castrillón Gómez, 2013)	16
Figura 2-6. Serie estacionaria, a la izquierda y no estacionaria a la derecha. (Botero Botero & Cano Cano, 2008, págs. 173-207).....	16
Figura 2-7. Correlograma para una serie de tiempo aleatoria. (Macias, 2015)	17
Figura 2-8. Correlograma para una serie con tendencia. (Macias, 2015)	18
Figura 2-9. Correlograma.....	19
Figura 4-1. Volumen de ventas para diferentes familias de bicicletas de la compañía Specialized. Fuente propia.....	32
Figura 4-2. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Jett en función del tiempo. Fuente propia.....	32
Figura 4-3. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Jett. Fuente propia.....	33
Figura 4-4 Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Jett por el método de Holt. Fuente propia.....	35
Figura 4-5. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Jett por el método de Holt-Winters. Fuente propia.....	36
Figura 4-6. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Hotrock en función del tiempo. Fuente propia.....	41
Figura 4-7. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Hotrock. Fuente propia	41
Figura 4-8. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Hotrock por el método de Holt-Winters.	43

Figura 4-9. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Rockhopper en función del tiempo. Fuente propia.....	46
Figura 4-10. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Rockhopper. Fuente propia.....	47
Figura 4-11. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Rockhopper por el método de Holt-Winters.....	48
Figura 4-12. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Hardrock en función del tiempo. Fuente propia.....	51
Figura 4-13. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Hardrock. Fuente propia.....	51
Figura 4-14. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Hardrock por el método de Holt-Winters.....	53
Figura 4-15. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Tarmac en función del tiempo. Fuente propia.....	56
Figura 4-16. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Tarmac. Fuente propia.....	56
Figura 4-17. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Tarmac por el método de Holt-Winters.....	58
Figura 4-18. Modelos de pronóstico obtenidos por las técnicas de Holt-Winters y Promedio Móvil Doble para cada una de las familias de bicicletas.....	62
Figura 4-19. Modelos de pronóstico obtenidos por las técnicas de Promedio Móvil Simple y Doble, Suavización Exponencial Simple y Doble, Holt y Holt-Winters para cada una de las familias de bicicletas.....	63

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 2-1. Técnicas de previsión según criterios de estacionalidad y tendencia.	20
Tabla 4-1. Prueba Dickey-Fuller.....	34
Tabla 4-2. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Jett utilizando 6 métodos distintos.	34
Tabla 4-3. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt.	36
Tabla 4-4. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.....	38
Tabla 4-5. Prueba Dickey-Fuller.....	42
Tabla 4-6. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Hotrock utilizando 6 métodos distintos.	42
Tabla 4-7. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.....	43
Tabla 4-8. Prueba Dickey-Fuller.....	47
Tabla 4-9. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Rockhopper utilizando 6 métodos distintos.	47
Tabla 4-10. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.....	49
Tabla 4-11. Prueba Dickey-Fuller.....	52
Tabla 4-12. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Hardrock utilizando 6 métodos distintos.	52
Tabla 4-13. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.....	53
Tabla 4-14. Prueba Dickey-Fuller.....	57
Tabla 4-15. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Tarmac utilizando 6 métodos distintos.	57
Tabla 4-16. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.....	58
Tabla 4-17. Comparativo de los diferentes errores cuadráticos medios obtenidos por cada técnica de previsión.	61

Introducción

Las series de tiempo para realizar pronósticos se utilizan en casi todas las disciplinas y áreas del saber, siempre que se cuente con datos históricos suficientes para generar dichas series. El uso de las Tics, por ejemplo, se ha incrementado notablemente los últimos años (Sánchez Avillaneda & Martínez Bravo, 2009), donde millones de personas hacen uso de redes sociales y correos electrónicos, por lo que se hace necesario un modelo que pueda predecir cómo se comportará el consumo de estos servicios en el futuro. Las clínicas, hospitales y EPS, utilizan sus bases de datos para pronosticar la ocupación de habitaciones y camillas en un tiempo futuro determinado. Las pequeñas, medianas y grandes empresas, utilizan los datos históricos de ventas para predecir el comportamiento de la demanda futura.

Según (Hanke & Wichern, 2006), predecir la naturaleza incierta de los negocios, ayuda a los administradores a tomar decisiones y a mejorar sus planes, por lo que, el no contar con una herramienta que pueda anticiparse al futuro, podría provocar que la organización se vuelva más rígida para reaccionar ante la demanda de sus clientes y no cuente con un inventario suficiente, con lo cual se produciría la falta de disponibilidad de productos que conllevan a ordenes sin entregar. Por el contrario, es posible que se exceda en la cantidad de inventario e incurra en sobrecostos (Macias Calvario, 2007).

Por lo anterior, es muy importante que una organización pueda determinar el comportamiento a futuro de la demanda, a partir de datos del pasado, relacionándolos y generando un modelo que realice tales pronósticos. Estos modelos se generan a partir de los datos históricos de la empresa utilizando diferentes técnicas de tipo cualitativo y cuantitativo.

En este estudio, se examina el pronóstico de la demanda de algunos productos de la empresa Specialized de origen estadounidense, que se dedica a la fabricación y distribución de bicicletas y equipamiento, cuya misión es ser la marca de elección para los

ciclistas más exigentes. La sede principal en Colombia de esta multinacional se ubica en la ciudad de Manizales, cuyo centro de distribución está en el parque industrial Juanchito de dicha ciudad. Desde este punto se abastecen todas las tiendas del país, entre propias y franquiciadas (Specialized, 2017). Al ser un mercado en expansión y que depende en gran medida de variables macroeconómicas como el IPC o fluctuaciones del dólar y de variables cualitativas como la preferencia de marca, gusto, atracción por deportes, en donde la bicicleta sea el instrumento fundamental o simplemente que la bicicleta sea vista como medio de transporte urbano; supone un reto desde el punto de vista de pronóstico de la demanda.

El desarrollo de este trabajo se presenta en 5 capítulos distribuidos de la siguiente manera: En el capítulo 1, se presenta el perfil de la compañía Specialized. En el capítulo 2 se describe el marco teórico con los conceptos y teorías más importantes requeridas para la investigación. En el capítulo 3 se hace un estudio del estado de la investigación denominado marco referencial, en el cual se citan los artículos más destacados en el tema. El capítulo 4 describe la metodología utilizada para desarrollar y generar el modelo y su respectiva validación. El capítulo 5 plantea el proceso de planeación de la demanda de la empresa Specialized, a partir del modelo generado. Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones para futuros trabajos.

JUSTIFICACIÓN DEL TRABAJO

El pronóstico de la demanda es un reto al cual se enfrentan las organizaciones en la actualidad, ya que es de vital importancia la estimación anticipada del valor de esta variable, pues se convierte en una herramienta fundamental para la toma de decisiones. Dentro la organización, áreas como planeación y control de inventarios, producción, finanzas, ventas o comercialización utilizan diversas técnicas cualitativas y cuantitativas para predecir el comportamiento del mercado y de esta forma realizar estrategias que buscan optimizar sus recursos. La compañía no cuenta con una herramienta cuantitativa de análisis estadístico que pronostique la demanda, para ciertos productos, por lo cual es necesario plantear un modelo que pronostique la demanda.

El modelo con el que cuenta la empresa para pronosticar la demanda no tiene en cuenta variables macroeconómicas, ni variables de tipo cualitativo, lo que supone cierta

incertidumbre en ventas, revisar de forma constante la capacidad instalada de la bodega de producto terminado, en la apertura de nuevas tiendas no cuenta con un stock ideal de productos (inventario óptimo de tienda), lo que conlleva a estar evaluando permanentemente la forma en que se planean el pedido de productos, las importaciones y el manejo del inventario.

La presente propuesta, tiene como objetivo proponer un modelo para pronosticar la demanda de bicicletas de la empresa Specialized en Colombia, basado en un modelo matemático en donde se busca incorporar datos históricos de ventas de la empresa en Colombia, variables macroeconómicas y plantear variables de tipo cualitativo que den soporte al cuantitativo. El modelo permitirá estimar la cantidad de bicicletas que se van a vender en un año determinado y de esta forma generar información útil para la cadena de abastecimiento.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Presentar un modelo de pronóstico para la demanda de bicicletas de la empresa Specialized Colombia, basado en series de tiempo, que genere información útil para la cadena de abastecimiento.

OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Validar la confiabilidad y calidad de la base de datos, con la que se realizará el modelo de pronóstico.
- Identificar, a partir de la información suministrada por la empresa, los productos más representativos de acuerdo con el mayor volumen de ventas, a los cuales se les aplicara el pronóstico.
- Seleccionar el método de análisis cuantitativo, que mejor se ajuste a las series de tiempo para generar el modelo.

1.CAPÍTULO I: Perfil de la compañía Specialized-Colombia

En este capítulo se describe de manera breve el perfil de la compañía Specialized en Colombia. Se indican los antecedentes, las principales actividades y el tipo de artículos que comercializa, centrando la atención en los 4 grupos de bicicletas que son el objeto de estudio del presente trabajo.

1.1 Specialized

Specialized es una cadena de tiendas de origen estadounidense, que se dedica al diseño y comercialización de bicicletas y de una extensa gama de accesorios como cascos, guantes, ropa, zapatos, entre otros, posicionada a nivel mundial como una de las mejores marcas de bicicletas. Utiliza la exclusiva tecnología Body Geometry para la fabricación de sus productos (Specialized, 2017).

En Colombia, cuenta con 95 puntos de venta ubicados en más 40 ciudades como Pereira, Bucaramanga, Cúcuta, Buga, Bogotá, Manizales. La sede principal de esta multinacional se ubica en la ciudad de Manizales, cuyo centro de distribución está en el parque industrial Juanchito de dicha ciudad. Desde este punto se abastecen todas las tiendas del país, entre propias y franquiciadas. “Specialized dedicó un interés especial a su zona de comunidad, apuntando a la cultura de ciclismo de la ciudad haciendo uso del nombre de rutas muy características del área y del café colombiano, la intensión con esta tienda es volverse el hogar de los ciclistas en Manizales, ese lugar en el que pueden encontrar todo lo que necesitan” (Revista My Bike, 2017).

De acuerdo con el periódico el Heraldo (2017), el director comercial de Specialized Colombia, Jacobo Argüello, afirma que para el 2011, cuando la compañía llegó a Colombia

importaban alrededor de 1200 bicicletas al año, y en la actualidad esa cifra alcanza las 17.000 en el mismo periodo; lo cual representa un crecimiento superior al 1000 %. Las familias de bicicletas que representan el mayor volumen de las ventas, son las siguientes: ROCHOPPER, HARDROCK, HOTROCK, TARMAC y JETT, las cuales son el objeto de estudio de este trabajo.

La misión de specialized es simple: ser la marca de elección para los jinetes más exigentes. Fundada en el rendimiento y alimentada por la innovación, nuestro enfoque en el jinete y sus necesidades es nuestra constante. De los profesionales experimentados y los guerreros de fin de semana, a los niños y los viajeros (Specialized, 2017). Por lo anterior, se fabrican bicicletas en una gran variedad de estilos con diseños para hombres mujeres y niños en categoría de expertos o principiantes.

Bajo el lema “hacer ciclistas felices” la compañía se ha trazado el objetivo de garantizar la disponibilidad del producto en centros de distribución y tiendas, en cantidad, calidad, tiempo y costo, pero para lograrlo se requiere planear la cadena de abastecimiento, a partir del conocimiento de la demanda futura del producto. Debido a lo anterior, se requiere de un modelo de pronóstico que proporcione información, lo más cercana posible a la realidad. En la figura 1-1 **Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se presenta el Organigrama del Área de Logística de Specialized en Manizales-Caldas, evidenciándose los cargos involucrados dentro del proceso.

Con el modelo de pronóstico que se desarrollara, se pretende mejorar significativamente la planeación de la demanda. La figura 1-2 muestra el procedimiento que se emplea actualmente para llevar a cabo dicha tarea. Este consiste en observar los históricos, pero no consta de un modelo matemático que relacione matemáticamente las ventas entre dos o más periodos de tiempo.

Figura 1-1 Organigrama Área de Logística, ciudad de Manizales. Fuente (Specialized-Manizales, 2018)

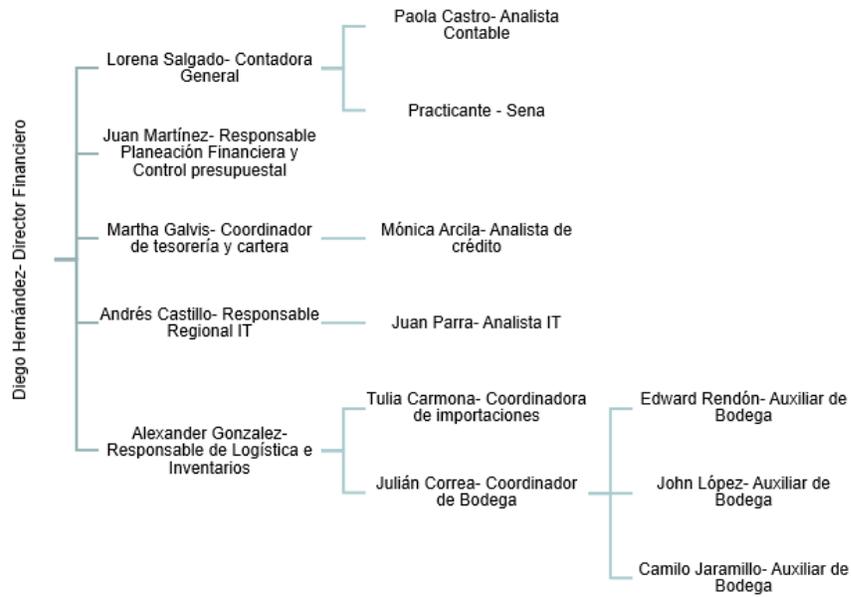
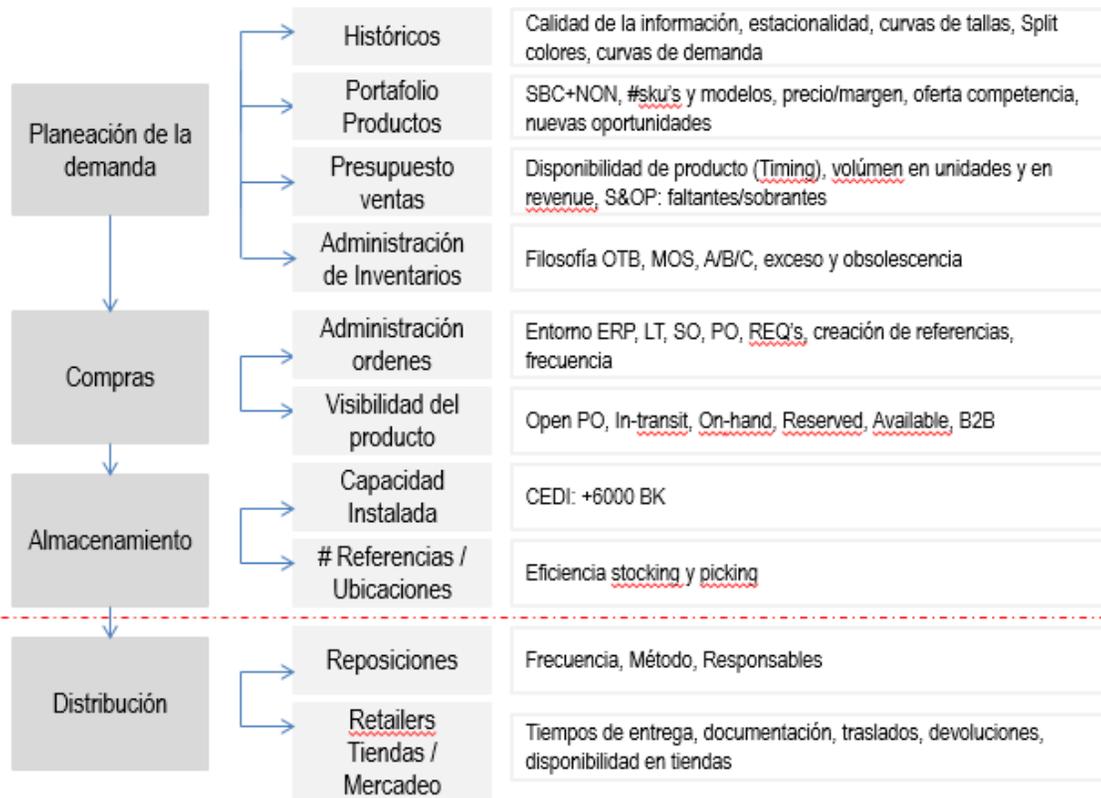
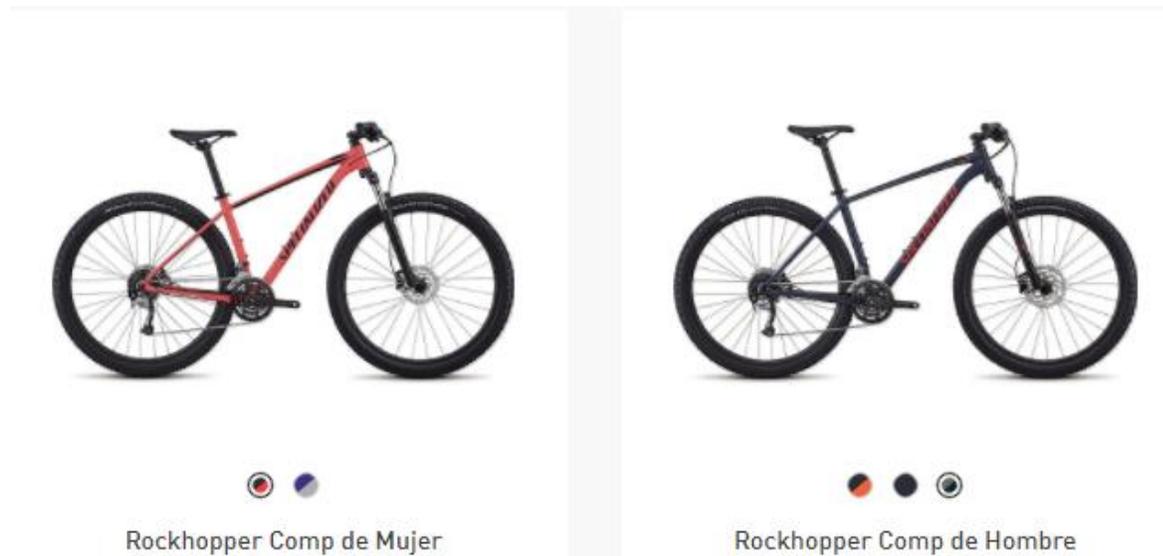


Figura 1-2. Planeación de la demanda de la empresa Specialized en Manizales. Fuente (Specialized-Manizales,2018)



La figura 1-3 muestra una de las familias de bicicletas más vendidas en la compañía, por lo que el modelo de pronóstico será aplicado a este producto al igual que a las familias de bicicletas Hardrock, Hotrock, Tarmac y Jett.

Figura 1-3: Familia de bicicletas Rockhopper. (Specialized, 2017)



1.2 Antecedentes de Specialized

La compañía fue creada por Mike Sinyard en el año 1974 y originalmente su producción se basaba en la bicicleta de carretera Allez, su modelo estrella, y en la bicicleta de ciclo turismo Sequoia. Más tarde, en el año 1981, contrató al constructor Tim Neenan y le encargó el diseño de un cuadro de bicicleta para uso en montaña que pudiese ser producido en serie. La bicicleta se fabricó por cuenta de Specialized en Japón y fue el primer modelo de bicicleta de montaña producido a gran escala (Wikipedia, 2017).

A comienzos de los 90, introduce en su catálogo la línea de bicicletas urbanas Globe, que más adelante, en el 2009, fue objeto de una importante reactivación, tanto que llega a convertirse en una marca propia.

En 2001, Mérida Bikes compra el 49% de Specialized. Mike Sinyard queda como accionista mayoritario y como CEO de la compañía. En estos momentos “la marca de la S rasgada” se convierte en una de las grandes marcas de bicicletas y accesorios utilizados por los más importantes ciclistas en la actualidad (Wikipedia, 2017).

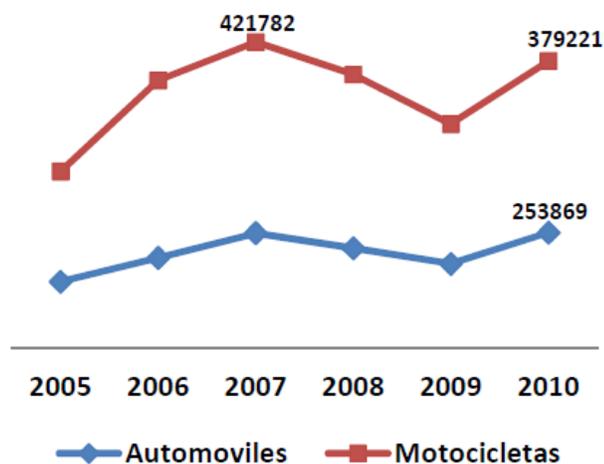
Estos fueron los orígenes de la compañía, que luego se expandió por todo el mundo hasta llegar a Colombia, con 95 puntos de venta, de los cuales 35 son tiendas 100% alienadas a la marca y los otros 60 son puntos de venta autorizados.

1.3 Estado Actual del uso y el negocio de bicicletas.

Con las nuevas políticas del Estado Colombiano (FENALCO, 2017) en cuanto a la protección y cuidado del medio ambiente, las cuales apuntan a los días sin carro, construcción de ciclo-vías, fomento al deporte, y, además factores como el crecimiento de la población, el desplazamiento de campesinos hacia las ciudades, el uso masivo de bicicletas, se ha incrementado en los últimos años y, por ende, el negocio de estos vehículos no motorizados

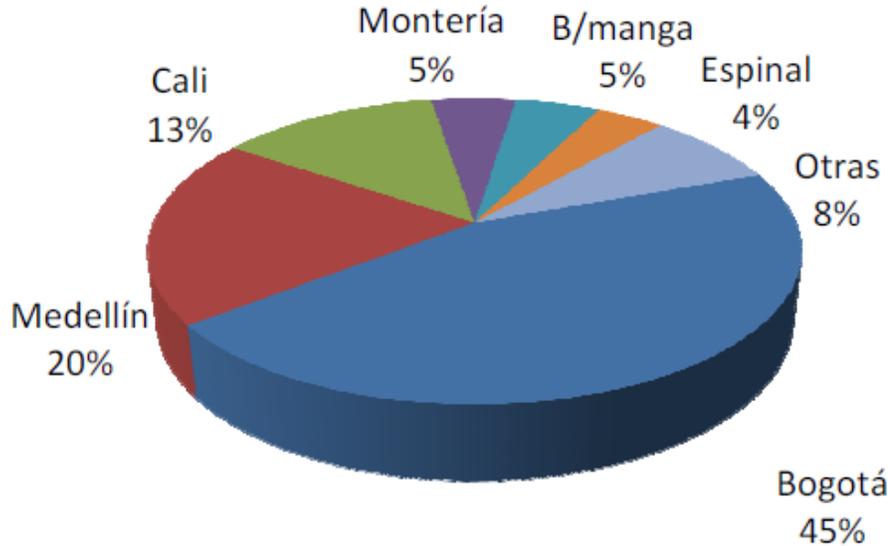
Otro factor importante que ha hecho que el mercado de las bicicletas aumente, ha sido el alto volumen de carros y motos circulando por las ciudades, generando trancones, altos índices de accidentalidad y mayor contaminación. Durante el periodo 2005 a 2010, la venta de estos vehículos ha presentado una tendencia creciente, como se aprecia en la figura 1-4, y observando que esta tendencia sigue creciendo a un ritmo acelerado en los últimos años.

Figura 1-4. Venta de vehículos y motocicletas nuevos (COCA MURCIA, 2011)



Las cifras sobre las ventas de bicicletas en Colombia oscilan entre 1,5 y 2 millones de bicicletas al año, que para algunas ciudades se distribuyen según se ve en la figura 1-5, siendo Bogotá, la ciudad con mayor volumen en ventas.

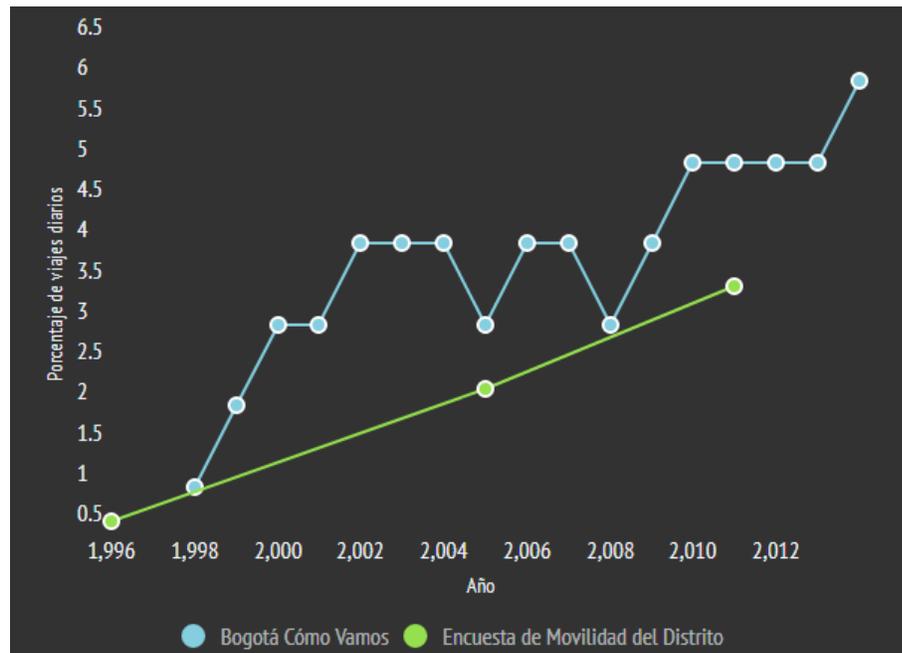
Figura 1-5. Distribución del Mercado de Bicicletas y sus Partes.



“Según cifras del Departamento Nacional de Estadística DANE, en Colombia el mercado de las bicicletas durante el año 2010 alcanzó un valor de U\$120 millones y experimentó un crecimiento de 13%, lo que lo convierte en un sector con potencial de crecimiento y atractivo para la inversión (...)” (COCA MURCIA, 2011). La Federación Nacional de Comerciantes (FENALCO) reporta un aumento en las ventas de estos artículos del 30% entre el 2005 y el 2016

De acuerdo con el periódico el Espectador (2014), el uso de la bicicleta ha pasado de un 0,5% en el año 1996 a un 6% en el 2014. La figura 1-6 relaciona el porcentaje de viajes diarios en bicicleta para la ciudad de Bogotá. En este mismo estudio se muestra el uso con respecto al género, edad y estrato socioeconómico. Los resultados mostraron que el 75% de los usuarios de la bicicleta son hombres y realizan viajes más largos que las mujeres, el 60% de los viajes los hacen personas de estrato 2.

Figura 1-6. Uso de la bicicleta en la ciudad de Bogotá. (El Espectador, 2015)



Según datos de la revista Dinero (2017), en consulta realizada a la encargada del área de marketing & retail services de Specialized Colombia, Juliana Trujillo, indica que entre julio de 2016 y el mismo mes de 2017,, el crecimiento en ventas fue de un 25% a nivel nacional, siendo Specialized la marca líder en el mercado, seguido de TREK y SCOTT. (Revista Dinero, 2017)

En el siguiente capítulo se tratarán en detalle, los conceptos y herramientas matemáticas necesarias para generar un modelo de pronóstico, utilizando series de tiempo.

2.CAPÍTULO II: Marco Teórico

Para los administradores es muy importante conocer el comportamiento de la demanda, con el fin de planear y ejecutar acciones encaminadas a mejorar la producción y venta de sus productos. Esta tarea no es sencilla, debido a la naturaleza incierta de los negocios y a diversos factores económicos, sociales, culturales, etc. que están cambiando constantemente. Por esta razón, los profesionales en las áreas de economía requieren de herramientas y procedimientos para la toma de decisiones. Una de estas herramientas consiste en pronosticar algún fenómeno económico a través del análisis de los datos históricos, buscando patrones que se puedan proyectar al futuro a través de los datos del pasado. En este capítulo se describen los criterios conceptuales necesarios para la construcción de un modelo de pronóstico basado en series de tiempo. Se relacionan conceptos como: pronósticos, series de tiempo y sus componentes, auto correlaciones, modelos de pronóstico etc.

2.1 Series de tiempo

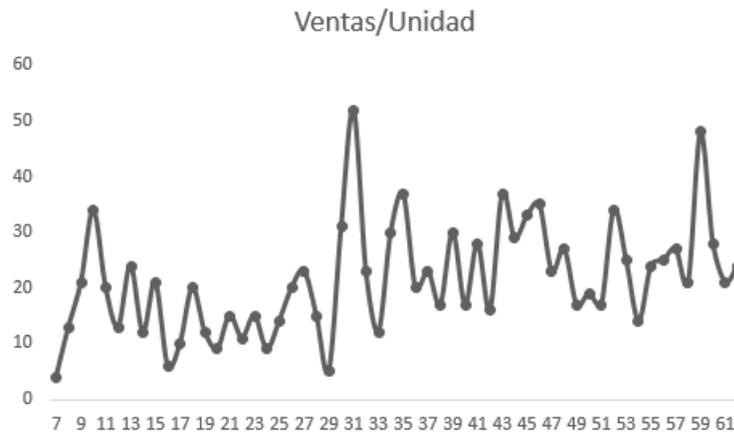
Son una sucesión de observaciones de tipo cuantitativo, recolectadas secuencialmente a través del tiempo (Verdoy, Beltrán, & Peris, 2015). Se utilizan en diferentes áreas del saber tales como economía, física, geofísica, marketing, telecomunicaciones entre otras.

Estas series temporales permiten estudiar, por ejemplo, el comportamiento de las ventas de un determinado producto a lo largo de un periodo de tiempo, en el cual se pueden observar algunos patrones. Dependiendo del tipo de patrón que presenten, se puede plantear un modelo de pronóstico que se ajuste a la serie y pueda predecir con cierto grado de exactitud, el comportamiento futuro. El tiempo puede darse en días, meses, trimestres o años.

En este trabajo se presentan técnicas estadísticas de pronóstico, que suponen que los datos se pueden descomponer en componentes como tendencia, ciclo, estacionalidad e irregularidad (Hanke & Wichern, 2006). A continuación, se describen cada una de estas componentes.

La figura 2-1 es un ejemplo de una serie temporal la cual muestra la cantidad de ventas de un determinado producto como función del tiempo. Los periodos de tiempo están dados en meses.

Figura 2-1. Serie de tiempo. Fuente propia.

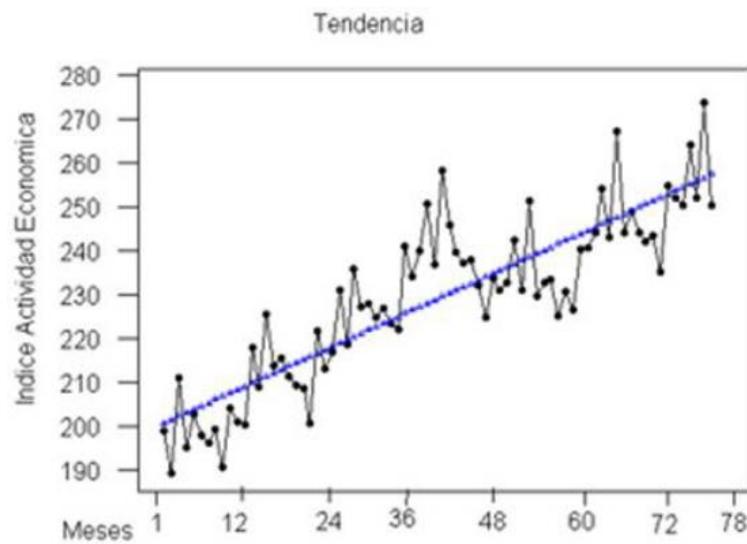


2.1.1 Componentes de una serie de tiempo

En este trabajo, se supondrá que las series temporales están formadas por cuatro componentes teóricas a saber: tendencia, variaciones estacionales, variaciones cíclicas y variaciones aleatorias o irregulares (Verdoy, Beltrán, & Peris, 2015). A continuación, se describen cada una de estas componentes.

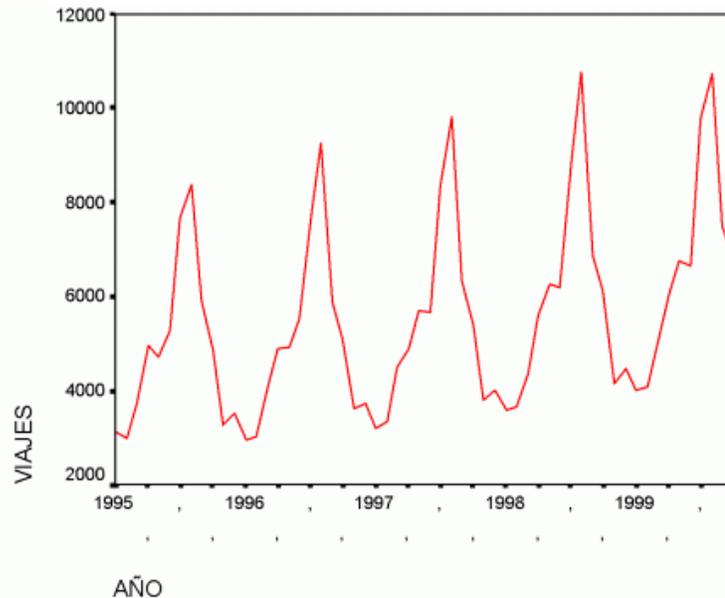
Tendencia: De acuerdo con (Hanke & Wichern, 2006), la tendencia se define como “el componente de largo plazo que representa crecimiento o disminución en la serie sobre un periodo amplio” La figura 2-2 muestra una serie temporal con tendencia.

Figura 2-2. Serie de tiempo con tendencia. (Arellano, 2001)



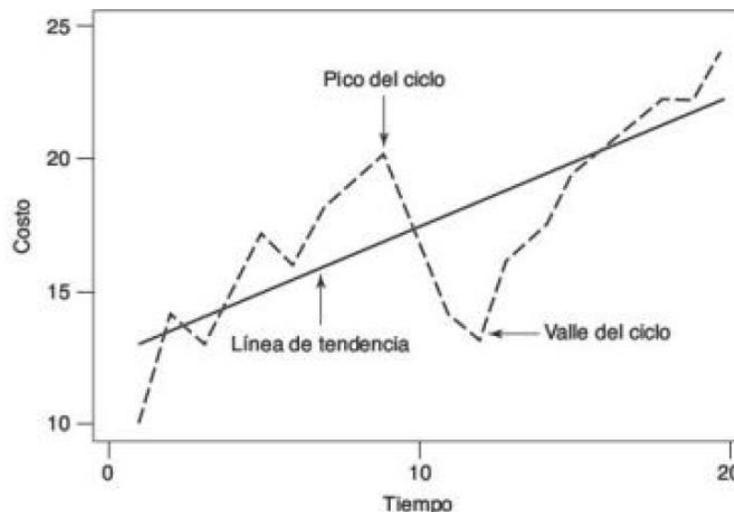
Estacionalidad: El componente estacional se refiere a cambios regulares que se dan en la serie cada determinado periodo de tiempo. Por ejemplo, para un periodo de 5 años, las ventas de cierto producto pueden aumentar en diciembre de cada año, ya que es el último mes y, además coincide con una fecha especial para la mayoría de los consumidores. En la figura 2-3 se muestra un ejemplo de una serie temporal con estacionalidad.

Figura 2-3. Serie de tiempo con estacionalidad. (Universitat de Barcelona, 2017)



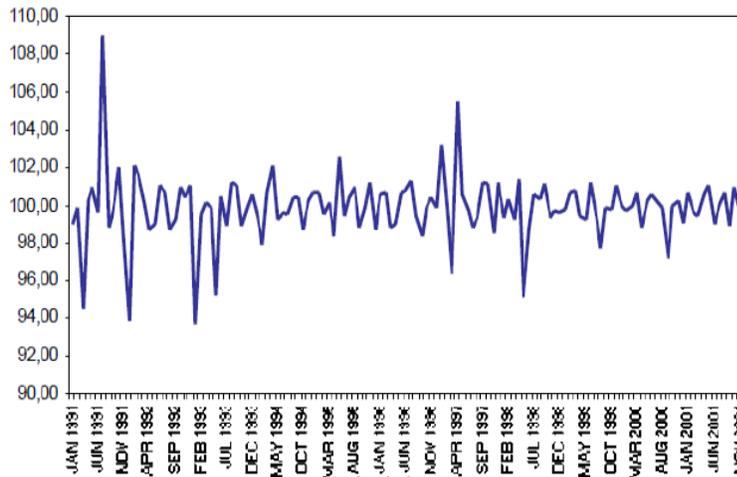
Componente cíclica: Son variaciones que se producen con un periodo superior a un año. Estas pueden oscilar en forma de onda alrededor de la tendencia (Hanke & Wichern, 2006). Se dan generalmente por las condiciones económicas generales tales como periodos de prosperidad o depresión. La figura 2-4 muestra una serie temporal que tiene componente cíclica.

Figura 2-4. Serie de tiempo con componente cíclica. (Hanke & Wichern, 2006)



Componente aleatorio o irregular: mide la variabilidad aleatoria ocasionada generalmente por factores imprevistos y no recurrentes. Las series de tiempo que presentan un componente aleatorio muestran cambios repentinos o comportamientos atípicos en la serie. La figura 2-5 muestra esta componente.

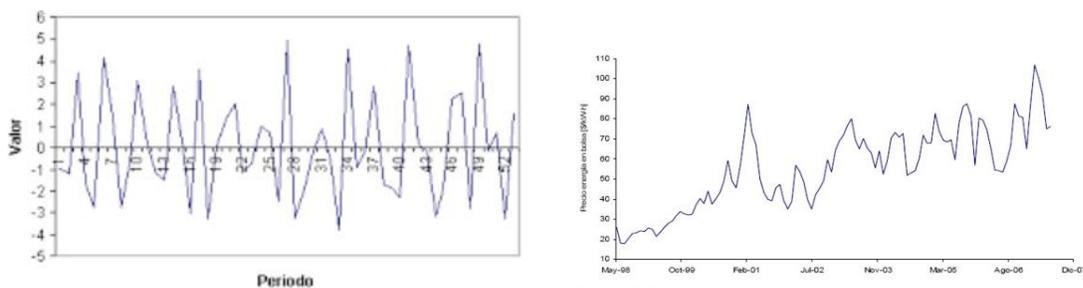
Figura 2-5. Componente aleatoria en una serie temporal. (Arango Marin, Giraldo Garcia, & Castrillón Gómez, 2013)



2.1.2 Series de tiempo estacionarias y no estacionarias.

En general, una serie de tiempo puede clasificarse como estacionaria o no estacionaria. Las series estacionarias son aquellas en las que los valores oscilan alrededor de la media. Las series no estacionarias muestran cierto grado de tendencia. En la figura 2-6 se ilustra esta clasificación, según la serie tenga o no tendencia.

Figura 2-6. Serie estacionaria, a la izquierda y no estacionaria a la derecha. (Botero Botero & Cano Cano, 2008, págs. 173-207)



2.2 Coeficientes de autocorrelación y Correlogramas

Con el fin de saber si la serie de tiempo que contiene los datos de estudio presenta una o varias componentes como tendencia, estacionalidad, ciclos o aleatoriedad, es necesario evaluar esta serie a través de la función de autocorrelación. Esta función permite saber si los datos están correlacionados o relacionados consigo mismo, al desplazarlos uno o más periodos. De acuerdo con (Arango Marin, Giraldo Garcia, & Castrillón Gómez, 2013), “esta función calcula la correlación de Pearson entre X_t y X_{t+k} , por lo tanto, calcula correlaciones de valores en la serie con valores de la serie misma.” Del estudio y análisis de estos Correlogramas y los coeficientes de correlación, es posible identificar los patrones de datos presentes en la serie de tiempo.

2.2.1 Coeficientes de autocorrelación

La ecuación 2-1 se utiliza para obtener los coeficientes de autocorrelación (r_k) entre los datos X_t y X_{t+k} desfasados k periodos.

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^N (X_t - \bar{X})^2} \quad \text{Ecuación 2-1}$$

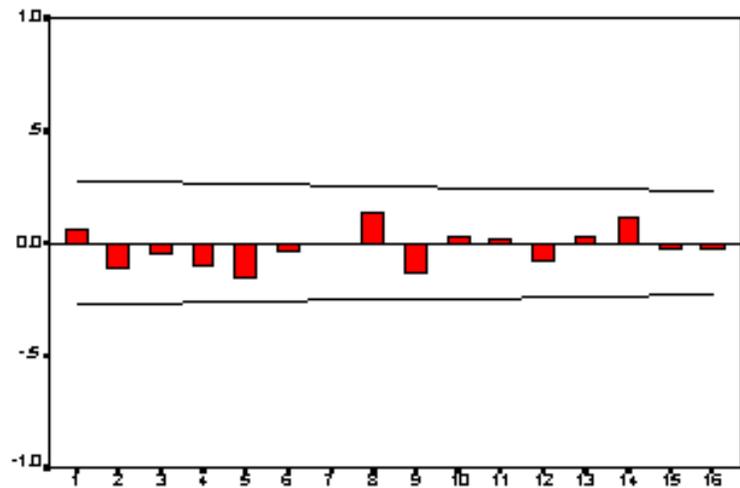
En esta ecuación r_k es el coeficiente de autocorrelación, X_t es la observación en el periodo t y X_{t+k} es la observación desplazada k periodos.

2.2.2 Correlogramas

Un correlograma es una gráfica de r_k contra k periodos. La observación del correlograma es muy útil para identificar la correlación entre los elementos de la serie. Con esto, es posible saber si la serie presenta tendencia, estacionalidad o aleatoriedad.

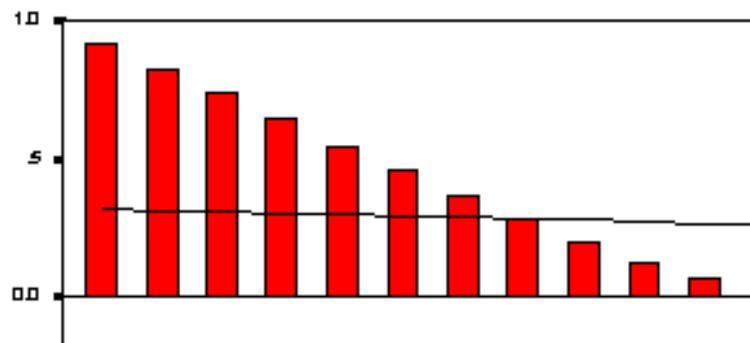
Si la serie es aleatoria, no hay dependencia entre los valores observados, y las correlaciones para X_t y X_{t+k} para cualquier desfase de k son cercanos a cero. El correlograma es como se ve en la figura 2-7.

Figura 2-7. Correlograma para una serie de tiempo aleatoria. (Macias, 2015)



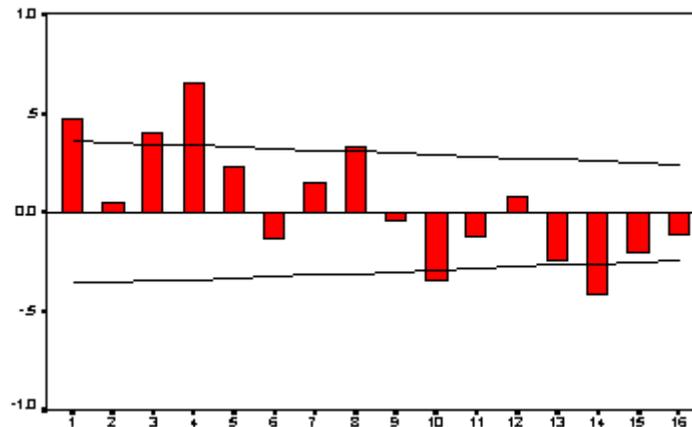
Si una serie presenta tendencia, las observaciones sucesivas están muy correlacionadas y los coeficientes de correlación serán significativos (cerca de 1) para los primeros retardos, disminuyendo gradualmente con el aumento de k . La figura 2-8 ilustra esta situación.

Figura 2-8. Correlograma para una serie con tendencia. (Macias, 2015)



Para una serie de tiempo que presente componente de estacionalidad, el coeficiente de correlación es significativamente grande para periodos $k > 1$. Se dice que el periodo de la estacionalidad se da cada k periodos.

Figura 2-9. Correlograma.



2.3 Prueba de Dickey-Fuller

Los correlogramas brindan información sobre el comportamiento y componentes de la serie temporal. Aparte de éstos, existen pruebas estadísticas que permiten, por ejemplo, verificar si una serie es estacionaria o no. Los contrastes de raíces unitarias dan cuenta de la estacionalidad de la serie, también llamado test de Dickey-Fuller (Sanchez, 2008).

En un modelo autorregresivo de orden 1, es decir, el valor de la serie en el momento t depende del valor de la serie en el momento $t - 1$, la variable de interés se puede escribir como:

$$y_t = \rho * y_{t-1} + \epsilon_t \quad (\text{Ecuación 2-2})$$

Donde y_t representa la variable de interés, ρ es el coeficiente del primer rezago y ϵ_t es un término de error que siempre estará presente en la serie. Se dice que hay una raíz unitaria si $\rho = 1$, lo que indica que la serie es una caminata aleatoria y no es estacionaria.

Al realizar la prueba de Dickey-Fuller se puede determinar si una serie es estacionaria o no. La hipótesis nula H_0 se establece como: Hay una raíz unitaria para la serie, esto quiere decir que la serie no es estacionaria. La hipótesis alternativa es todo lo contrario. Si el P-valor es mayor a la significancia, se acepta la hipótesis nula.

2.4 Selección del método de pronóstico

En este trabajo se utilizarán los métodos clásicos de pronóstico como los métodos de suavización exponencial, promedios móviles y descomposición aditiva o multiplicativa. Aunque existen métodos que pueden llegar a ser más sofisticados, eficientes y poderosos como ARIMA o de Box-Jenkins, los cuales se pueden incorporar con software libre como R, en este trabajo se realiza todo el análisis con los métodos clásicos mencionados arriba, por su fácil implementación en Excel, excelentes resultados (los cuales en muchas

ocasiones pueden llegar a ser similares a los ARIMA), y por el bajo error obtenido con estos modelos clásicos.

En la siguiente tabla se resumen los principales métodos clásicos que se deben emplear según si la serie presenta estacionalidad o no, y si hay o no tendencia.

Tabla 2-1. Técnicas de previsión según criterios de estacionalidad y tendencia.

	Sin estacionalidad		Con estacionalidad	
Sin tendencia	Promedio móvil simple	Suavización exponencial simple	Estacional aditivo	Estacional multiplicativo
Con tendencia	Promedio móvil doble	Suavización exponencial doble	Holt-Winters' Aditivo	Holt-Winters' multiplicativo

Un factor importante que influye en la selección de la mejor técnica de pronóstico, es identificar y comprender bien los componentes de tendencia, estacionalidad, cíclicos o aleatorios, presentes en la serie de datos (Hanke & Wichern, 2006). Si se puede hacer esto, entonces se puede seleccionar la mejor técnica capaz de pronosticar el comportamiento de los datos en el futuro.

2.4.1 Técnicas de pronóstico.

Si la serie de tiempo es estacionaria, es decir, el valor medio no cambia a lo largo del tiempo, las técnicas de pronóstico más adecuadas son los promedios simples, promedios móviles, estacional aditivo y multiplicativo. Si la serie presenta tendencia, las técnicas de pronóstico son modelos de promedios móviles, de suavizamiento exponencial lineal de Holt y regresión simple, entre otros. Para datos estacionales, se deben considerar modelos de suavización exponencial de Winters o regresión múltiple.

Promedio móvil simple: este método es adecuado para datos estacionarios, es decir, la serie es aproximadamente estable para el periodo de estudio. Según (Anderson, Sweeney, & Williams, 2008) "El término móvil se usa porque cada vez que en la serie de tiempo hay una nueva observación, ésta sustituye a la observación y se calcula un nuevo promedio". La ecuación para pronosticar un valor futuro, haciendo uso de promedios móviles es la siguiente:

$$X_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-k+1}}{k} \quad \text{Ecuación 2-3}$$

Donde X_{t+1} es el valor pronosticado para el siguiente periodo, X_t valor real en el periodo t y k es el número de términos en el promedio móvil.

Un promedio móvil de orden k es la media aritmética de k observaciones consecutivas. El valor más reciente del promedio móvil proporciona un pronóstico para el siguiente periodo (Hanke & Wichern, 2006).

Promedio móvil doble: cuando las series de tiempo presentan tendencia lineal, el modelo más adecuado es el de promedios móviles dobles. Como su nombre lo dice, se debe calcular el promedio móvil dos veces.

El procedimiento para pronosticar una serie de tiempo con tendencia usando promedios móviles dobles es el siguiente:

Primero se calcula el promedio móvil de orden k usando la ecuación 2-2 descrita anteriormente ($X_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-k+1}}{k}$).

Luego se usa la ecuación 2-3 que se presenta a continuación para calcular el segundo promedio móvil.

$$M'_t = \frac{M_t + M_{t-1} + M_{t-2} \dots M_{t-k+1}}{k} \quad \text{Ecuación 2-4}$$

Donde

$M_t = X_{t+1}$ el promedio móvil de orden k .

$M'_t =$ segundo promedio móvil

k es el número de términos en el segundo promedio móvil

La ecuación 2-4 se utiliza para desarrollar un pronóstico que consiste en sumar la diferencia entre los dos promedios móviles al primero (Hanke & Wichern, 2006).

$$a_t = M_t + (M_t - M'_t) = 2M_t - M'_t \quad \text{Ecuación 2-5}$$

Posterior a esto se usa la ecuación 2-5 como factor de ajuste adicional.

$$b_t = \frac{2}{k-1} (M_t - M'_t) \quad \text{Ecuación 2-6}$$

Finalmente, para hacer un pronóstico de p periodos en el futuro se usa la ecuación 2-6.

$$\hat{X}_{t+p} = a_t + b_t p \quad \text{Ecuación 2-7}$$

Suavizamiento exponencial: Este método emplea un promedio ponderado para los valores más recientes. Los pesos para los demás datos se calculan automáticamente y son más pequeños a medida que los datos son más antiguos (Anderson, Sweeney, & Williams, 2008).

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \quad \text{Ecuación 2-8}$$

Donde

F_{t+1} Pronostico para el período $t + 1$ de la serie de tiempo.

X_t Valor real en el periodo t de la serie de tiempo.

F_t Pronostico para el período t de la serie de tiempo.

α Constante de suavizamiento $0 < \alpha < 1$

De acuerdo con (Anderson, Sweeney, & Williams, 2008) “el pronóstico obtenido mediante suavizamiento exponencial para cualquier periodo es un promedio ponderado de todos los valores reales anteriores de la serie de tiempo”. Con este método se revisa de forma continua un pronóstico usando las experiencias más recientes (Hanke & Wichern, 2006)

La manera como se seleccione la constante de suavizamiento α dependerá del profesional que realiza el pronóstico. Si lo que se desea es hacer predicciones estables, un valor bajo de α está bien. Por el contrario, si se requiere una respuesta rápida al cambio real en el patrón de observaciones, se debe escoger un α mayor (Hanke & Wichern, 2006). Un procedimiento mucho más metódico, consiste en realizar iteraciones para varios valores de α , con el fin de obtener el menor error cuadrático medio, y seleccionar el α que minimiza este error.

El suavizamiento exponencial simple se ajusta mejor cuando los datos varían con poca frecuencia.

Suavizamiento exponencial ajustado a la tendencia- Método de Holt. este método se utiliza cuando los datos presentan una tendencia bien marcada. Las ecuaciones para pronosticar los valores futuros de la serie de tiempo por este método son las siguientes:

Nivel: $M_t = \alpha * X_t + (1 - \alpha) * (M_{t-1} + T_{t-1})$ Ecuación 2-9

Tendencia: $T_t = \beta * (M_t - M_{t-1}) + (1 - \beta) * T_{t-1}$ Ecuación 2-10

Previsión: $F_{t+n} = M_t + n * T_t$ Ecuación 2-11

El significado de cada uno de los parámetros de las ecuaciones anteriores se da a continuación:

M_t Estimado del nivel actual

T_t Estimado de la tendencia

F_{t+n} Pronostico para el periodo n en el futuro

n Periodo a pronosticar en el futuro

t Periodo actual

α Constante de suavizamiento para el nivel $0 < \alpha < 1$

β Constante de suavizamiento para el estimado de tendencia $0 < \beta < 1$

Igual que con el suavizamiento exponencial simple, las constantes de suavizamiento α y β se seleccionan según criterio del profesional que realiza el pronóstico o a través de iteración al minimizar la medida del error.

**Suavizamiento exponencial ajustado para variaciones de tendencia y estacionales-
método de Winters:** este método es muy útil si la serie de datos además de tener tendencia también presenta estacionalidad. Este método usa cuatro ecuaciones para realizar el pronóstico, las cuales son:

Nivel	$M_t = \alpha \frac{X_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) * (M_{t-1} + T_{t-1})$	Ecuación 2-12
-------	---	---------------

Tendencia	$T_t = \beta * (M_t - M_{t-1}) + (1 - \beta) * T_{t-1}$	Ecuación 2-13
-----------	---	---------------

Estacionalidad	$S_t = \gamma \frac{X_t}{M_t} + (1 - \gamma) S_{t-s}$	Ecuación 2-14
----------------	---	---------------

Previsión	$F_{t+n} = (M_T + nT_t) S_{t-s+n}$	Ecuación 2-15
-----------	------------------------------------	---------------

El significado de cada uno de los parámetros de las ecuaciones anteriores se da a continuación:

M_t Estimado del nivel actual

T_t Estimado de la tendencia

F_{t+n} Pronostico para el periodo n en el futuro

n Número del periodo futuro a pronosticarse

t Periodo actual

s Longitud de la estacionalidad.

α Constante de suavizamiento para el nivel $0 < \alpha < 1$

β Constante de suavizamiento para el estimado de tendencia $0 < \beta < 1$

γ Constante de suavizamiento para el estimado de estacionalidad $0 < \gamma < 1$

La suavización exponencial es una de las técnicas más usadas para pronosticar a corto plazo.

En el capítulo siguiente se presenta una revisión de algunos trabajos de investigación y desarrollo de modelos de pronóstico más importantes relacionados con el tema de estudio realizados hasta el momento.

.

3. Capítulo III. Marco referencial

En este capítulo se citan y describen algunos trabajos de investigación relacionados con el tema de estudio.

Uno de los artículos de investigación en los que se basó este trabajo fue el de Arango Marín J. A. et al (2013), titulado “Gestión de compras e inventarios a partir de pronósticos Holt-Winters y diferenciación de nivel de servicio por clasificación ABC”, en el cual se expone un modelo de gestión de inventarios y abastecimiento que parte de pronósticos de ventas calculados por el método de Holt-Winters. Los autores utilizan el método de autocorrelación para determinar la longitud del periodo estacional y otros factores iniciales. Los parámetros óptimos como los ponderadores, para aplicar el modelo de Holt-Winters, se calculan con algoritmos de investigación de operaciones, con los cuales, expresan los autores, se minimiza el error del modelo.

El modelo propuesto por los autores gestiona la administración de compras e inventarios con el cual se alimenta un sistema de inventarios por demanda estocástico que utiliza el nivel de servicio para calcular las cantidades a comprar de cada producto. Este usa la clasificación ABC por volumen para mejorar el servicio a menores costos.

Arango Marín J. A. et al, reportan la aplicación del modelo en la gestión de ventas e inventarios en un concesionario de venta de vehículos, una red de venta de repuestos para automotores, una cadena de droguerías de venta al detal y en una bodega de distribución mayorista de medicamentos.

En el artículo “Aplicación del modelo de series de tiempo a la prospección del servicio de referencia en línea de la Biblioteca del IIMAS-UNAM”, escrito por María del Rocío Sánchez

Avellaneda y Ricardo Martínez Bravo, se exponen los resultados de una investigación enfocada a pronosticar servicio de referencia en línea vía correo electrónico usando series de tiempo.

En este trabajo, Sánchez Avellaneda y Martínez Bravo, aplican modelos de series de tiempo para demostrar que el uso y aplicación del modelo de series de tiempo es factible para determinar prospectivas del servicio de referencia en línea a través de alguno de los medios de comunicación como correo electrónico, chat o formularios web. Los autores realizan la validación del método en la Biblioteca del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas de la Universidad Nacional Autónoma de México (IIMAS- UNAM) con servicio de referencia en línea sólo para el caso del uso del correo electrónico. El análisis es aplicado a series de tiempo univariada, en el cual la variable de estudio es el número de consultas por correo electrónico.

En el artículo, los autores expresan que existe una componente de estacionalidad en la serie que se debe específicamente a periodos vacacionales observándose una disminución sistemática en los siguientes meses: Julio, agosto y diciembre. Se usan métodos de suavizamiento a través de promedios móviles para eliminar la componente estacional con lo cual identifican una tendencia creciente en el uso de este servicio. En este trabajo se evidencio el uso de modelos de regresión.

En otro artículo titulado “Pronóstico de la demanda mensual de electricidad con series de tiempo”, realizado por Víctor Daniel Gil Vera, se presenta un modelo de pronóstico y su validación, para la demanda de electricidad a corto, mediano y largo plazo, usando métodos de pronóstico por series de tiempo. Se toma como base los valores de la demanda de energía eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional (SIN) de Colombia para el periodo comprendido entre los años 2008 y 2014. El software computacional en el que el autor desarrolló el modelo fue R.

En este trabajo se desarrollaron tres modelos de series de tiempo clásicos aditivos con diferentes tendencias: lineal, cuadrática y cúbica. La única variable de estudio fue la demanda mensual de electricidad (GWh) Vs el tiempo. Los criterios utilizados para la

selección del mejor modelo fueron: R cuadrado ajustado más grande, Criterio de Información Akaike y Criterio de Información Bayesiano más pequeños encontrando que el mejor modelo que mejor se ajustó a los criterios de selección fue el cuadrático.

“CAMBIOS ESTRUCTURALES EN SERIES DE TIEMPO: UNA REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE”, escrito por Paola Andrea Sánchez, presenta un análisis de los desarrollos recientes en el campo del modelado de cambios estructurales, y muestra cómo estos afectan la identificación del modelo, su pronóstico y las pruebas de estabilidad.

Sánchez inicia su trabajo con el análisis de los cambios estructurales y menciona que las series de tiempo en los años 60 y 70 se estudiaban con modelos de regresión, pero hacia el año 90 Nelson y Plosser (1982), fueron los primeros en precisar que los componentes de la serie no requerían ser modelados por una tendencia determinista y que la naturaleza posiblemente estocástica de la tendencia podía ser considerada, y se incluía la hipótesis de raíces unitarias contra la alternativa de una presencia de tendencia estacionaria, lo que provocó un impacto en el posterior estudio de las series de tiempo.

Sánchez también habla de la representación tradicional de series de tiempo con cambios estructurales, en donde explica el modelo, los tipos de cambio, la estimación del número de cambios, la localización de los cambios y los intervalos de confianza. También explica las series de tiempo no lineales con cambios estructurales.

Una de las temáticas relacionadas con este trabajo de investigación hace referencia a el contraste de raíces unitarias en donde una de las pruebas estándar para detección de raíces unitarias es Dickey-Fuller. Finalmente, la autora termina mostrando las limitaciones en el modelado de series de tiempo con cambios estructurales.

Revisando el estado actual de los trabajos de investigación de maestrías y especializaciones, se encontró el trabajo de grado “Diseño de aplicación tecnológica que implemente una metodología de pronóstico de ventas, apoyándose en los sistemas de información actuales de Arturo Calle”, realizado por Mónica Saavedra Nieto, en el cual se contemplaron mejoras al pronosticar y presupuestar las ventas en la empresa. Saavedra

escogió las líneas más representativas por su nivel de ventas a nivel nacional, escogiendo aquellas que generaban cerca del 80% de los ingresos por ventas en la compañía. Utilizo 4 métodos diferentes para analizar series de tiempo a saber: Winters, Holt, Regresión lineal y Suavización exponencial Simple. Los parámetros para cada uno de los métodos fueron ajustados en Excel usando como criterio de selección el menor error presentado.

Otro trabajo de investigación para tesis de maestría desarrollado por Gilberto German Macías Calvario titulado: "Metodología para calcular el pronóstico de la demanda y una medición de su precisión, en una empresa de autopartes: Caso de estudio" presenta todo el análisis metodológico para pronosticar la demanda de autopartes de la compañía Borg & Beck México S.A. y presenta un caso de estudio. Macías, utiliza una metodología que consta de 8 fases así: Análisis de Pareto, factores a considerar para elegir una técnica de pronóstico, análisis de autocorrelación, análisis del patrón de datos mediante el correlograma, selección de la técnica de pronóstico, descripción de la técnica seleccionada, selección de un arreglo más preciso y comparación entre la metodología actual y la propuesta.

En el análisis PARETO el autor busca definir el portafolio de productos que tengan mayor relevancia para la empresa. Al realizar este procedimiento el autor encuentra cuales son los productos con mayor relevancia. Para determinar los principales factores al elegir una técnica de pronóstico Macías incluye un listado de 4 factores importantes que son: la recopilación de datos, condensación de los datos, construcción y exploración del modelo. En el análisis de autocorrelación el autor expresa que es una herramienta con la posible establecer un análisis del patrón de la serie de datos además de obtener el coeficiente de autocorrelación que sin duda permitirá identificar qué elementos de la serie se encuentran presentes en ésta. Se pueden utilizar los correlogramas para analizar el patrón de datos de la serie. Una vez hecho esto, se selecciona el mejor método de pronóstico el cual fue el método ARIMA.

4. Capítulo IV. Resultados y discusión.

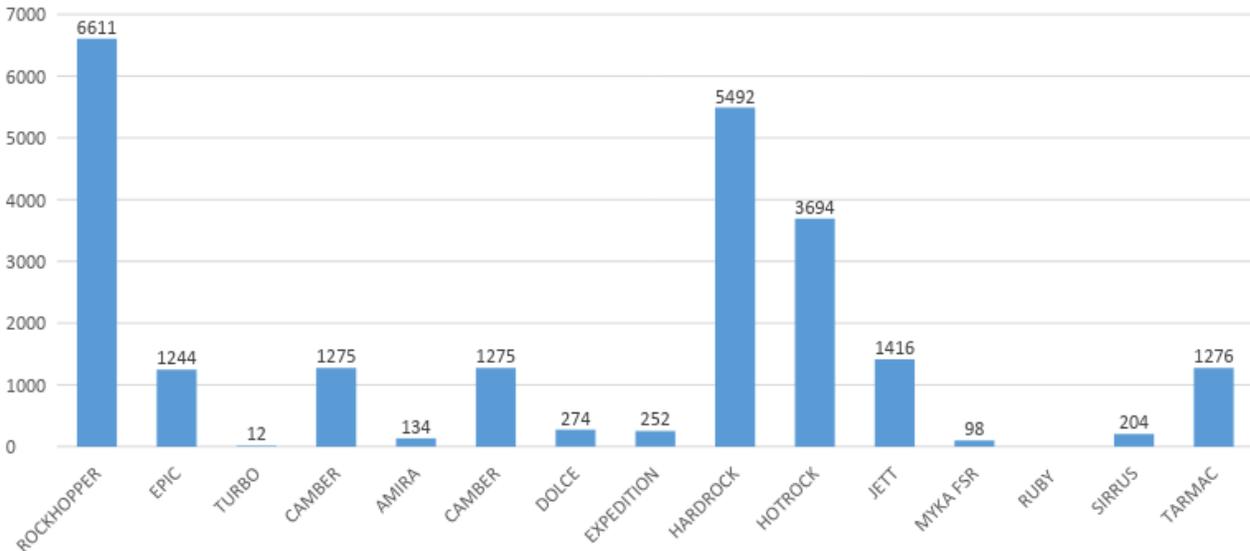
En este capítulo se presentan los resultados y discusión del modelo para pronosticar la demanda de bicicletas de la empresa Specialized Colombia, basado en series de tiempo. El modelo esta sustentado en el marco teórico presentado en el capítulo II.

Como se mencionó en el capítulo I, Specialized se dedica al diseño y comercialización de bicicletas y de una extensa gama de accesorios. El modelo de pronóstico que se desarrolló para la compañía tiene en cuenta las familias de bicicletas más representativas por presentar el mayor volumen en ventas para los periodos de estudio.

Se seleccionaron 5 grupos de bicicletas a saber, Rochopper, Hardrock, Hotrock, Tarmac y Jett. El criterio para escoger estas 5 familias se basó en los históricos de ventas proporcionados por la compañía, seleccionando aquellos que representaran el mayor volumen en las ventas. Estos datos fueron revisados y validados para asegurar la calidad de la información. En la figura 4-1, se puede apreciar el volumen de ventas para las diferentes familias de bicicletas de la empresa.

Para cada una de estas familias se realizó un análisis de estacionariedad mediante el uso de correlogramas y pruebas estadísticas para la detección de raíz unitaria como Dickey-Fuller. Los correlogramas permitieron inspeccionar de manera visual la correlación existente entre los elementos de la serie además de examinar aleatoriedad, estacionariedad o fluctuaciones estacionales. La prueba Dickey-Fuller permitió determinar la existencia o ausencia de raíces unitarias. Finalmente se aplicaron algunos métodos de previsión y se escogió el mejor modelo de pronóstico. A continuación, se analizan cada una de estas familias, describiendo en detalle el procedimiento para llegar al resultado final del pronóstico.

Figura 4-1. Volumen de ventas para diferentes familias de bicicletas de la compañía Specialized. Fuente propia



4.1 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Jett

La figura 4-2 muestra la serie de tiempo obtenida para el grupo de bicicletas Jett a partir de los datos históricos proporcionados por la compañía. El periodo de estudio comprende desde Julio de 2011 hasta febrero de 2016. La periodicidad es mensual.

Figura 4-2. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Jett en función del tiempo. Fuente propia



Por simple inspección visual de la serie de tiempo de la figura 4-2, se puede identificar cierto grado de tendencia creciente que se da a lo largo del tiempo. Pero esta primera valoración es puramente subjetiva y es necesario el uso de una herramienta matemática que ayude a decidir si la serie presenta componentes de tendencia, estacionalidad, cíclicos o aleatoriedad. Los coeficientes de autocorrelación ayudan a determinar si la serie tiene o no algún grado de correlación. Para determinar esto, se obtiene la función de autocorrelación (ecuación 2-1) y su respectiva gráfica, descritos en el capítulo II. La figura 4-3 muestra el correlograma para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Jett. Se puede observar que existe alta correlación en $k=1$, indicando que la serie presenta alta tendencia. Además, se puede apreciar que los valores de los coeficientes de autocorrelación disminuyen conforme aumenta k (ver figura 4-3), y este comportamiento es típico de una serie con tendencia, según se describió en el capítulo II. No es posible determinar un patrón claro de estacionalidad a partir del correlograma, sin embargo, no se descarta que exista.

Se realizó la prueba de Dickey-Fuller y los resultados se muestran en la tabla 4-1. Se puede observar que el p-Valor (0,345) es mayor al nivel de significación (0,05) lo que indica que no se puede rechazar la hipótesis nula (H_0 : Hay una raíz unitaria para la serie) lo que indica que la serie no es estacionaria.

Figura 4-3. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Jett. Fuente propia.

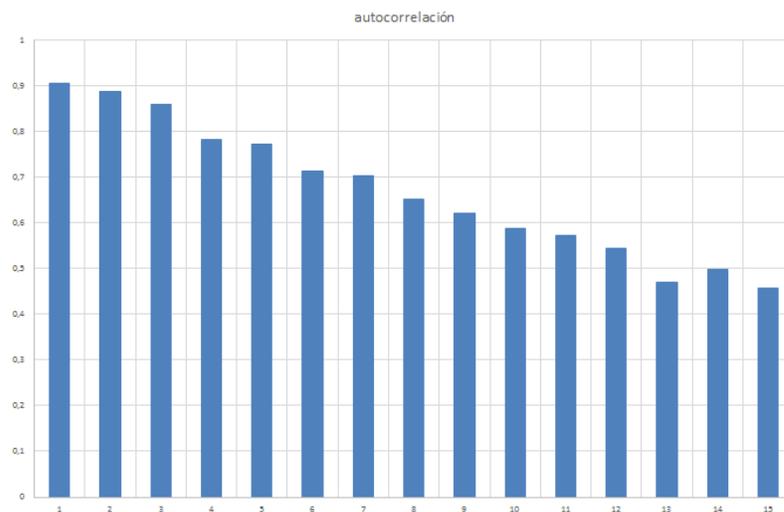


Tabla 4-1. Prueba Dickey-Fuller.

Tau (Valor observado)	-2,442
Tau (Valor crítico)	-3,468
valor-p (unilateral)	0,345
alfa	0,05

A continuación, se aplica 5 métodos de previsión a la serie de bicicletas Jett y se observa cuál de ellos presento el menor error cuadrático medio.

Tabla 4-2. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Jett utilizando 6 métodos distintos.

<i>Método</i>	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
n	2	5				
α			0,65	0,36	0,62	0,62
β					0,00	0,00
γ						0,00
Pronóstico marzo 2016	71,00	77,04	77,27	79,80	78,94	78,94
Pronóstico abril 2016	71,00	81,92	77,27	84,06	80,54	80,54
Error Cuadrático Medio	141,72	428,63	138,89	149,44	134,11	134,11

Los métodos de previsión que se pueden usar para una serie con tendencia como en el caso de la figura 4-2, ya sea con estacionalidad o no, son promedio móvil doble, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters. La tabla 4-2 muestra un resumen de los resultados utilizando estos métodos de previsión incluyendo promedio móvil simple y suavización exponencial simple. De esta tabla se puede observar que con los métodos de Holt y Holt-Winters se obtuvo el menor error cuadrático medio (134,11) lo que sugiere que estos dos métodos son los que modelan mejor los datos de la serie de tiempo de la familia de bicicletas Jett. Los parámetros (α , β y γ) se optimizaron usando Solver de Excel, para minimizar el error

cuadrático medio. Las figuras 4-4 y 4-5 muestran los resultados de pronóstico usando los métodos de previsión de Holt y Holt-Winters.

En las tablas 4-2 y 4-3 se muestran todos los datos generados para el modelo de pronóstico utilizando el método de Holt y Holt-Winters descritos en el capítulo 2, incluyendo los datos de la serie de tiempo para la familia de bicicletas Jett y las constantes de suavizamiento α , β y γ .

Figura 4-4 Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Jett por el método de Holt. Fuente propia.

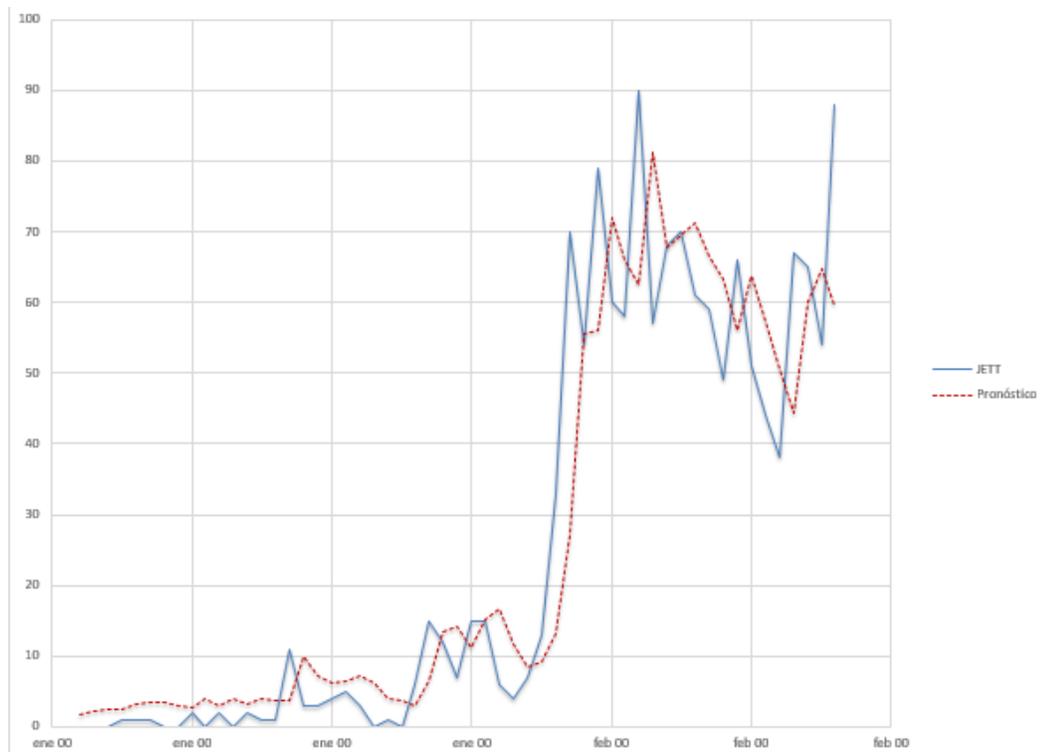


Figura 4-5. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Jett por el método de Holt-Winters. Fuente propia.

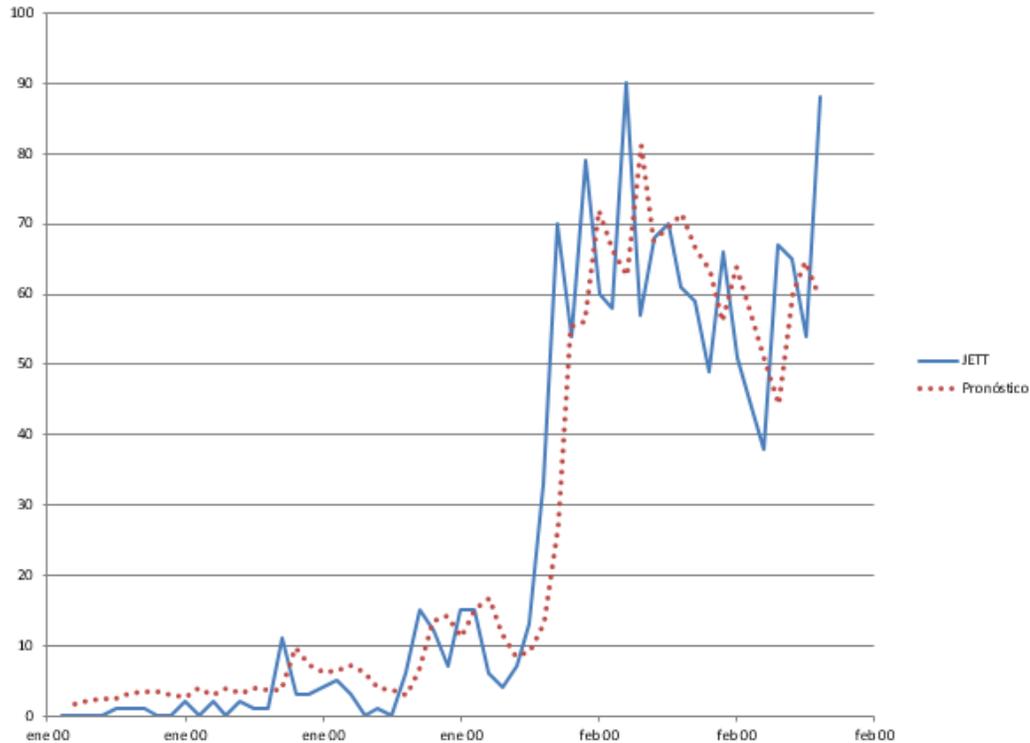


Tabla 4-3. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt.

Tabla de datos por el Método de Holt para la familia de bicicletas Jett						
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Pronóstico	Error
2011	07	0	0	1,6		
2011	08	0	0,601290419	1,6	1,6	2,56
2011	09	0	0,827259275	1,6	2,2012904	4,84567951
2011	10	0	0,912179842	1,6	2,4272593	5,89158759
2011	11	1	1,568287032	1,6	2,5121798	2,28668788
2011	12	1	1,814856387	1,6	3,168287	4,70146865
2012	01	1	1,907518756	1,6	3,4148564	5,83153137
2012	02	0	1,31814839	1,6	3,5075188	12,3026878
2012	03	0	1,096659169	1,6	2,9181484	8,51559003
2012	04	2	2,261809052	1,6	2,6966592	0,485334
2012	05	0	1,451292991	1,6	3,8618091	14,9135692
2012	06	2	2,395082752	1,6	3,051293	1,10521695
2012	07	0	1,501378115	1,6	3,9950828	15,9606862

Tabla de datos por el Método de Holt para la familia de bicicletas Jett						
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Pronóstico	Error
2012	08	2	2,413905068	1,6	3,1013781	1,21303375
2012	09	1	2,132645152	1,6	4,0139051	9,08362376
2012	10	1	2,026945843	1,6	3,7326452	7,46734952
2012	11	11	8,229158233	1,6	3,6269458	54,3619276
2012	12	3	5,566442137	1,6	9,8291582	46,6374022
2013	01	3	4,565776088	1,6	7,1664421	17,3592401
2013	02	4	4,813912758	1,6	6,1657761	4,69058606
2013	03	5	5,531357622	1,6	6,4139128	1,99914929
2013	04	3	4,552591098	1,6	7,1313576	17,0681158
2013	05	0	2,312183802	1,6	6,1525911	37,8543772
2013	06	1	2,094417637	1,6	3,9121838	8,48081449
2013	07	0	1,388386207	1,6	3,6944176	13,6487217
2013	08	6	4,868215924	1,6	2,9883862	9,06981764
2013	09	15	11,79369998	1,6	6,4682159	72,7913395
2013	10	12	12,52376153	1,6	13,3937	1,94239965
2013	11	7	9,677155974	1,6	14,123762	50,7479783
2013	12	15	13,60093097	1,6	11,277156	13,8595676
2014	01	15	15,07551117	1,6	15,200931	0,04037326
2014	02	6	10,01192662	1,6	16,675511	113,966539
2014	03	4	6,860611593	1,6	11,611927	57,9414268
2014	04	7	7,548907348	1,6	8,4606116	2,13338623
2014	05	13	11,5527343	1,6	9,1489073	14,8309146
2014	06	33	25,5412683	1,6	13,152734	393,913956
2014	07	70	53,89340952	1,6	27,141268	1836,87088
2014	08	54	54,56123302	1,6	55,49341	2,23027201
2014	09	79	70,41704264	1,6	56,161233	521,609277
2014	10	60	64,51608288	1,6	72,017043	144,409314
2014	11	58	61,0500768	1,6	66,116083	65,8708013
2014	12	90	79,72172075	1,6	62,650077	748,018299
2015	01	57	66,14026105	1,6	81,321721	591,5461
2015	02	68	67,90238841	1,6	67,740261	0,06746432
2015	03	70	69,81299432	1,6	69,502388	0,24761729
2015	04	61	64,91327108	1,6	71,412994	108,430451
2015	05	59	61,8235362	1,6	66,513271	56,4492423
2015	06	49	54,42045883	1,6	63,423536	208,038396
2015	07	66	62,24962344	1,6	56,020459	99,5912419
2015	08	51	55,82897217	1,6	63,849623	165,112823
2015	09	44	49,04669519	1,6	57,428972	180,337293

Tabla de datos por el Método de Holt para la familia de bicicletas Jett						
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Pronóstico	Error
2015	10	38	42,75271041	1,6	50,646695	159,938899
2015	11	67	58,48900109	1,6	44,35271	512,899726
2015	12	65	63,15441463	1,6	60,089001	24,1179103
2016	01	54	58,04157905	1,6	64,754415	115,657434
2016	02	88	77,34272073	1,6	59,641579	804,200039
					78,942721	
					80,542721	
					Error Cuadrático Medio	134,111737
					Alfa	0,62419349
					Beta	0,00000000

Tabla 4-4. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Jett							
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	07	0	0	1,6	1		
2011	08	0	0,60129042	1,6	1	1,6	2,56
2011	09	0	0,82725928	1,6	1	2,20129042	4,84567952
2011	10	0	0,91217985	1,6	1	2,42725928	5,89158761
2011	11	1	1,56828704	1,6	1	2,51217985	2,28668789
2011	12	1	1,81485639	1,6	1	3,16828704	4,70146867
2012	01	1	1,90751876	1,6	1	3,41485639	5,83153139
2012	02	0	1,3181484	1,6	1	3,50751876	12,3026879
2012	03	0	1,09665918	1,6	1	2,9181484	8,51559007
2012	04	2	2,26180906	1,6	1	2,69665918	0,48533401
2012	05	0	1,451293	1,6	1	3,86180906	14,9135692
2012	06	2	2,39508276	1,6	1	3,051293	1,10521697
2012	07	0	1,50137812	1,6	1	3,99508276	15,9606862
2012	08	2	2,41390507	1,6	1	3,10137812	1,21303377
2012	09	1	2,13264516	1,6	1	4,01390507	9,08362379
2012	10	1	2,02694585	1,6	1	3,73264516	7,46734956
2012	11	11	8,22915822	1,6	1	3,62694585	54,3619275

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Jett							
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2012	12	3	5,56644214	1,6	1	9,82915822	46,6374021
2013	01	3	4,5657761	1,6	1	7,16644214	17,3592401
2013	02	4	4,81391276	1,6	1	6,1657761	4,6905861
2013	03	5	5,53135763	1,6	1	6,41391276	1,99914931
2013	04	3	4,55259111	1,6	1	7,13135763	17,0681158
2013	05	0	2,31218381	1,6	1	6,15259111	37,8543773
2013	06	1	2,09441765	1,6	1	3,91218381	8,48081457
2013	07	0	1,38838622	1,6	1	3,69441765	13,6487217
2013	08	6	4,86821592	1,6	1	2,98838622	9,06981758
2013	09	15	11,7937	1,6	1	6,46821592	72,7913395
2013	10	12	12,5237615	1,6	1	13,3937	1,94239961
2013	11	7	9,67715598	1,6	1	14,1237615	50,7479783
2013	12	15	13,600931	1,6	1	11,277156	13,8595676
2014	01	15	15,0755112	1,6	1	15,200931	0,04037325
2014	02	6	10,0119266	1,6	1	16,6755112	113,966539
2014	03	4	6,86061161	1,6	1	11,6119266	57,9414271
2014	04	7	7,54890736	1,6	1	8,46061161	2,13338628
2014	05	13	11,5527343	1,6	1	9,14890736	14,8309145
2014	06	33	25,5412683	1,6	1	13,1527343	393,913956
2014	07	70	53,8934094	1,6	1	27,1412683	1836,87089
2014	08	54	54,561233	1,6	1	55,4934094	2,23027177
2014	09	79	70,4170426	1,6	1	56,161233	521,609278
2014	10	60	64,5160829	1,6	1	72,0170426	144,409313
2014	11	58	61,0500768	1,6	1	66,1160829	65,8708014
2014	12	90	79,7217207	1,6	1	62,6500768	748,018298
2015	01	57	66,1402611	1,6	1	81,3217207	591,546099
2015	02	68	67,9023884	1,6	1	67,7402611	0,06746431
2015	03	70	69,8129943	1,6	1	69,5023884	0,24761729
2015	04	61	64,9132711	1,6	1	71,4129943	108,430451
2015	05	59	61,8235362	1,6	1	66,5132711	56,4492426
2015	06	49	54,4204589	1,6	1	63,4235362	208,038397
2015	07	66	62,2496234	1,6	1	56,0204589	99,5912413
2015	08	51	55,8289722	1,6	1	63,8496234	165,112822
2015	09	44	49,0466952	1,6	1	57,4289722	180,337294
2015	10	38	42,7527104	1,6	1	50,6466952	159,9389
2015	11	67	58,4890011	1,6	1	44,3527104	512,899724

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Jett							
Año	Mes	Ventas/Unidad JETT	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2015	12	65	63,1544146	1,6	1	60,0890011	24,1179105
2016	01	54	58,0415791	1,6	1	64,7544146	115,657434
2016	02	88	77,3427207	1,6	1	59,6415791	804,200038
						78,9427207	
						80,5427207	
					Error Cuadrático Medio		134,111737
						Alfa	0,62419349
						Beta	0,00000000
						Lambda	0,00000000

4.2 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Hotrock

La serie de tiempo mostrada en la figura 4-6 corresponde a la familia de bicicletas Hotrock. Por inspección se podría sospechar que se trata de una serie estacional y además presenta tendencia. La estacionalidad se observa en la regularidad de los picos y la tendencia en que los picos son más altos para periodos de tiempo mayores (Hanke & Wichern, 2006), pero a simple vista no es posible emitir un juicio sobre las componentes de dicha serie, por lo que se obtiene la función de auto correlación y su respectivo correlograma, además, se aplica la prueba Dickey-Fuller para detección de raíces unitarias.

La figura 4-7 muestra este correlograma en el cual se observa que existe alta correlación en $k > 1$, indicando que la serie presenta estacionalidad para el periodo $k=12$, que es donde hay un valor significativo (cerca a 0,7). También se puede verificar la tendencia debido a que el correlograma presenta una correlación significativamente diferente de cero para $k=1$. Lo anterior confirma la sospecha sobre la estacionalidad y tendencia de la serie. Todo el sustento teórico en el que se apoya lo anterior se discutió en el capítulo II.

Figura 4-6. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Hotrock en función del tiempo. Fuente propia

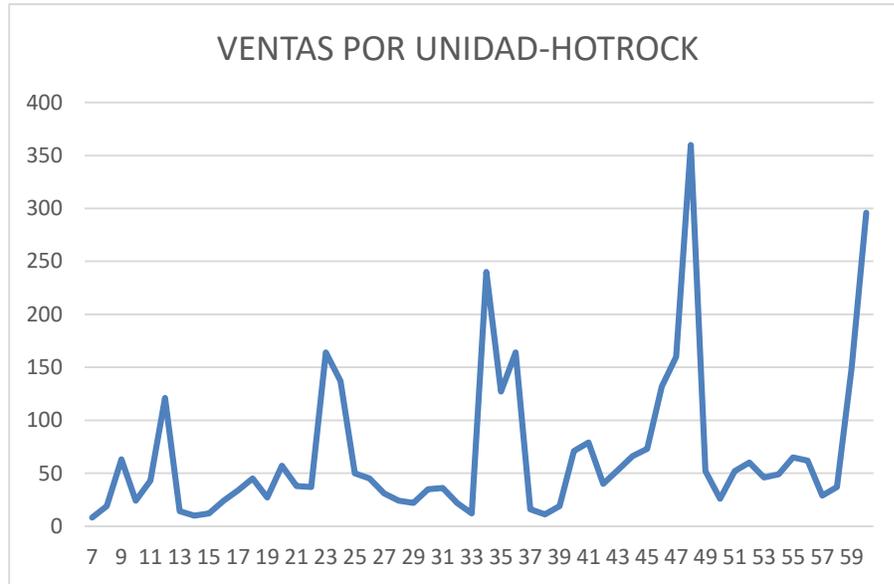
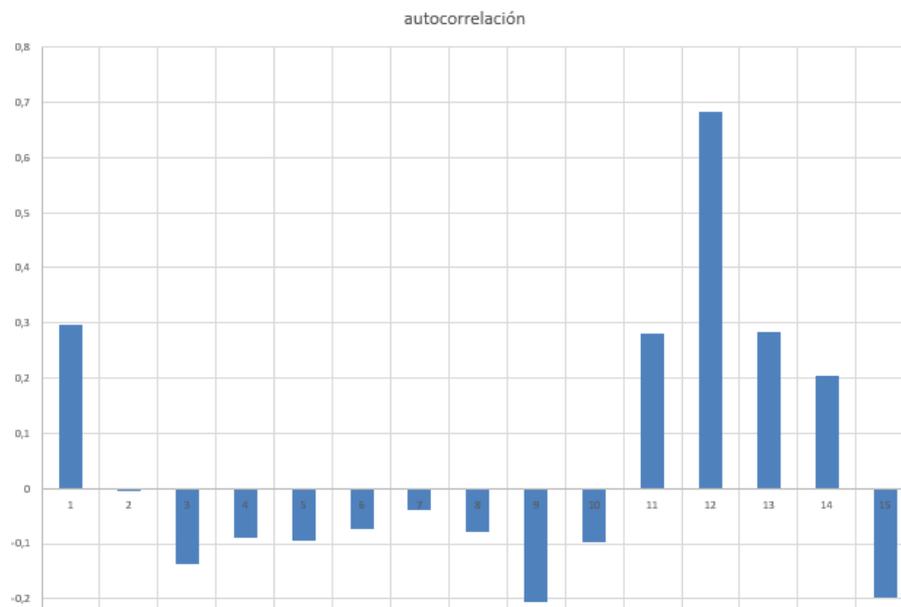


Figura 4-7. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Hotrock. Fuente propia



Se realizó la prueba de Dickey-Fuller y los resultados se muestran en la tabla 4-5. Se puede observar que el p-Valor (0,023) es menor al nivel de significación (0,05) lo que indica que se rechaza la hipótesis nula (H_0 : Hay una raíz unitaria para la serie) indicando esto que la serie no tiene raíz unitaria y que ésta es estacionaria.

Tabla 4-5. Prueba Dickey-Fuller

Tau (Valor observado)	-3,791
Tau (Valor crítico)	-3,468
valor-p (unilateral)	0,023
alfa	0,05

Según se indicó en la tabla 2-3, donde se relacionan las técnicas de previsión según criterios de estacionalidad y tendencia (capítulo II), el método más adecuado para el pronóstico de la familia de bicicletas Hotrock es Holt-Winters. Sin embargo, en este trabajo se utilizaron 6 técnicas diferentes (promedio móvil simple, promedio móvil doble, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters.) para obtener el mejor modelo de pronóstico. El criterio que se usó para seleccionar el mejor modelo, fue el menor error cuadrático medio. La tabla 4-6 muestra un resumen de los resultados para los 6 modelos. Se puede observar que el mejor modelo es precisamente el obtenido con método el método de Holt-Winters con el menor error cuadrático medio (2393,3134). Los parámetros α , β y γ se optimizaron usando Solver de Excel de la misma manera que se hizo con la familia de bicicletas Jett.

Tabla 4-6. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Hotrock utilizando 6 métodos distintos.

<i>Método</i>	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
n	7	6				
α			0,1013	0,0409	0,0356	0,0065
β					0,0620	1,0000
γ						0,2916
Pronóstico marzo 2016	94,8571	140,2722	87,9570	97,3755	109,6328	47,3015
Pronóstico abril 2016	94,8571	151,6833	87,9570	98,3985	111,2386	61,5452
Error Cuadrático Medio	6265,8051	11523,2873	5128,6930	5044,1469	4910,3238	2393,3134

En la figura 4-8 se muestra la gráfica del modelo de pronóstico obtenido con el método de Holt-Winters para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Hotrock. Así mismo, la tabla 4-7 presenta los datos numéricos generados para este mismo modelo, incluyendo los datos de la serie de tiempo y las constantes de suavizamiento α , β y γ .

Figura 4-8. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Hotrock por el método de Holt-Winters.

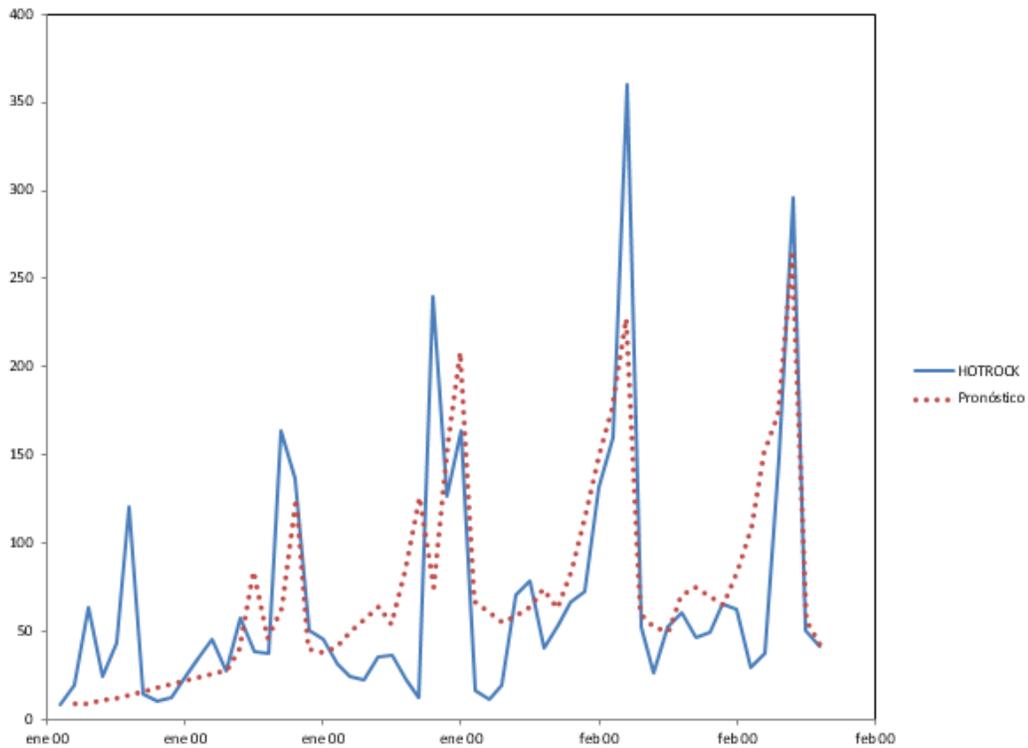


Tabla 4-7. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hotrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad HOTROCK	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	07	8	8	0,6	1		
2011	08	19	8,6671	0,6671	1,34767822	8,6	108,16
2011	09	63	9,6804	1,0133	2,60628932	9,3341745	2880,0208

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hotrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad HOTROCK	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	10	24	10,779	1,0991	1,35766791	10,693626	177,05959
2011	11	43	12,079	1,2999	1,74650786	11,878566	968,54365
2011	12	121	14,073	1,9941	3,21571684	13,379181	11582,241
2012	01	14	16,054	1,9808	0,96268572	16,067499	4,2745541
2012	02	10	17,983	1,9289	0,87054035	18,034915	64,55986
2012	03	12	19,861	1,8779	0,88457404	19,912006	62,599836
2012	04	24	21,753	1,8925	1,03011747	21,738851	5,1127928
2012	05	34	23,713	1,9593	1,12651686	23,645907	107,20724
2012	06	45	25,797	2,0839	1,21709111	25,671959	373,57317
2012	07	27	27,875	2,0783	0,99084682	27,880578	0,7754182
2012	08	57	30,033	2,1579	1,50814561	40,367218	276,64943
2012	09	38	32,077	2,0443	2,19170012	83,898132	2106,6385
2012	10	37	34,077	2	1,27837688	46,325417	86,963398
2012	11	164	36,45	2,373	2,5493014	63,008718	10199,239
2012	12	137	38,847	2,3974	3,30638599	124,84364	147,77711
2013	01	50	41,314	2,4663	1,03488299	39,705687	105,97288
2013	02	45	43,831	2,5174	0,91607176	38,112276	47,440741
2013	03	31	46,276	2,4445	0,82196944	40,998625	99,972499
2013	04	24	48,556	2,2805	0,87385118	50,18731	685,77518
2013	05	22	50,635	2,0785	0,92470196	57,268146	1243,8421
2013	06	35	52,559	1,924	1,05635599	64,156576	850,10594
2013	07	36	54,365	1,8069	0,89500031	53,983812	323,41749
2013	08	22	55,904	1,5387	1,18309384	84,716053	3933,3032
2013	09	12	57,108	1,2034	1,61382055	125,89725	12972,584
2013	10	240	59,146	2,0383	2,08892228	74,543358	27375,9
2013	11	127	61,111	1,965	2,41191285	155,97687	839,65903
2013	12	164	62,989	1,8781	3,10144401	208,55309	1984,9776
2014	01	16	64,548	1,5594	0,80537053	67,129758	2614,2522
2014	02	11	65,759	1,2104	0,69770328	60,559374	2456,1315
2014	03	19	66,686	0,9275	0,66535025	55,046543	1299,3533
2014	04	71	67,702	1,0155	0,92484728	59,084316	141,98351
2014	05	79	68,825	1,1233	0,98977487	63,542867	238,92295
2014	06	40	69,741	0,9163	0,91555615	73,89026	1148,5497

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hotrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad HOTROCK	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2014	07	53	70,584	0,8425	0,85297091	63,238616	104,82926
2014	08	66	71,326	0,7417	1,10792442	84,504135	342,40299
2014	09	73	71,894	0,5686	1,43929986	116,30347	1875,1907
2014	10	132	72,403	0,5088	2,01141098	151,36882	375,15124
2014	11	160	72,869	0,4663	2,34886395	175,85638	251,42473
2014	12	360	73,611	0,742	3,62319844	227,446	17570,562
2015	01	52	74,29	0,6789	0,77462949	59,881926	62,12476
2015	02	26	74,726	0,4357	0,59570242	52,306148	692,01341
2015	03	52	75,181	0,455	0,67302454	50,008739	3,9651206
2015	04	60	75,566	0,3856	0,88668967	69,951594	99,034216
2015	05	46	75,762	0,1954	0,87819564	75,175393	851,20358
2015	06	49	75,813	0,0507	0,83704274	69,543184	422,02241
2015	07	65	75,865	0,0529	0,85408165	64,709168	0,0845833
2015	08	62	75,79	-0,076	1,02339028	84,111828	488,93292
2015	09	29	75,355	-0,434	1,13179171	108,97486	6395,9786
2015	10	37	74,556	-0,799	1,56955427	150,69711	12927,034
2015	11	149	73,691	-0,865	2,25352913	173,24647	587,89133
2015	12	296	72,883	-0,808	3,75096673	263,86116	1032,9052
2016	01	50	72,026	-0,857	0,75117263	55,830975	34,000274
2016	02	41	71,154	-0,872	0,59001953	42,395568	1,9476094
						47,3015	
						61,545167	
					Error Cuadrático Medio		2393,3134
						Alfa	0,0065
						Beta	1,0000
						Lambda	0,2916

4.3 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Rockhopper.

En esta sección se estudia la serie de tiempo correspondiente a la familia de bicicletas Rockhopper, figura 4-9, en la cual se observa un comportamiento similar al grupo Jett. En el correlograma de la figura 4-10 se identifica la componente de tendencia por el alto valor de la autocorrelación en $k=1$ (cercano a 0,9). No es posible encontrar un patrón de estacionalidad. Los resultados de la prueba de Dickey-Fuller se muestran en la tabla 4-8. Se observa que el p-Valor (0,379) es mayor al nivel de significación (0,05) lo que indica que no se puede rechazar la hipótesis nula (H_0 : Hay una raíz unitaria para la serie) y esto implica que la serie no es estacionaria.

La tabla 4-9 presenta un resumen de los modelos de pronóstico generados con los 6 métodos mencionados anteriormente para la familia de bicicletas Rockhopper obteniendo el menor error cuadrático medio (2760,87) por el método de Holt-Winters.

Figura 4-9. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Rockhopper en función del tiempo. Fuente propia.

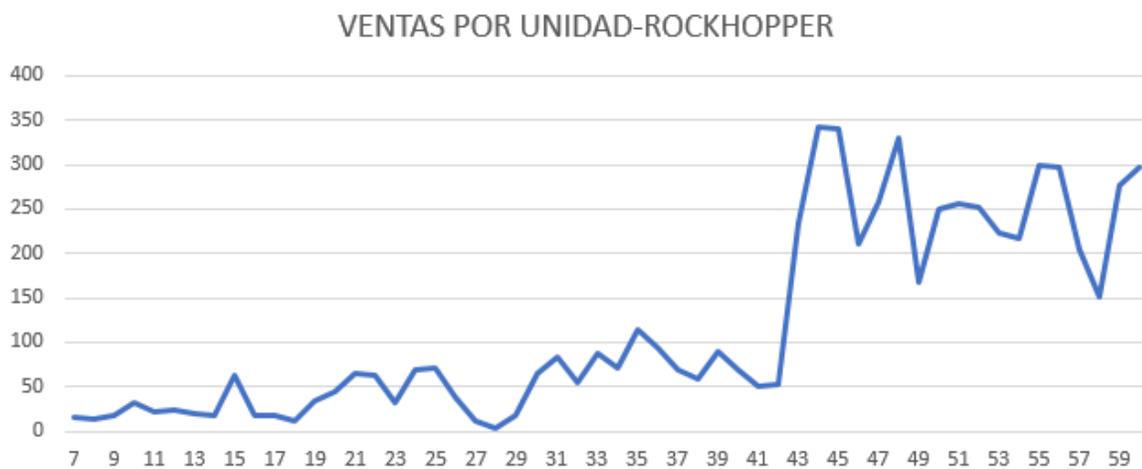


Figura 4-10. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Rockhopper. Fuente propia.

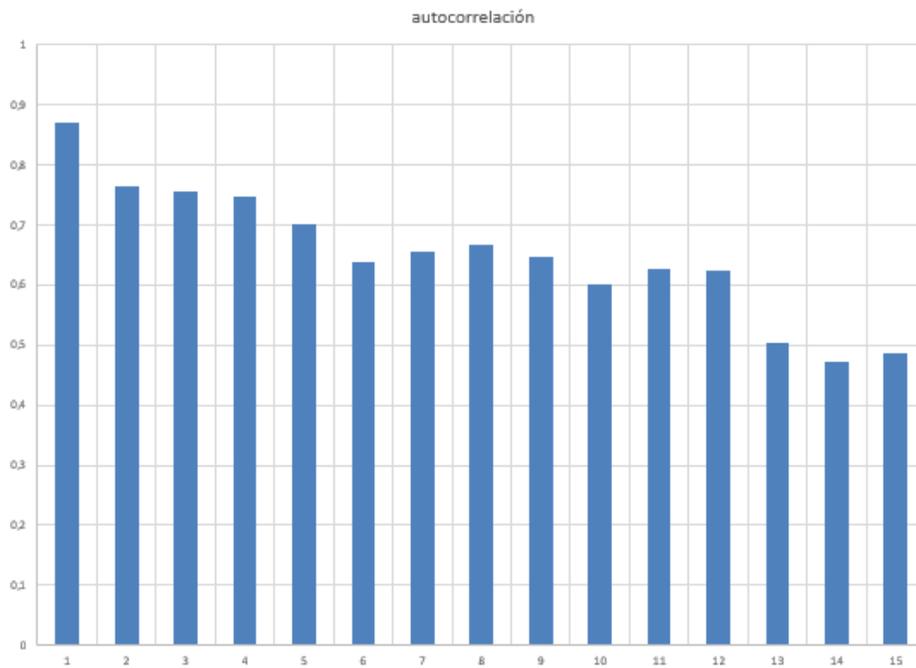


Tabla 4-8. Prueba Dickey-Fuller

Tau (Valor observado)	-2,372
Tau (Valor crítico)	-3,468
valor-p (unilateral)	0,379
alfa	0,05

Tabla 4-9. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Rockhopper utilizando 6 métodos distintos.

Método	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
n	3	5				
α			0,64556443	0,20790254	0,57677421	0,4967432

<i>Método</i>	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
β					0,0000000	0,0000000
γ						0,1268883
Pronóstico marzo 2016	271	259	272,840044	270,002476	279,02686	285,40565
Pronóstico abril 2016	271	262,6	272,840044	273,446035	283,972315	252,220919
Error Cuadrático Medio	3519,66038	8034,77495	2893,6616	3217,13603	2835,15934	2760,86724

Figura 4-11. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Rockhopper por el método de Holt-Winters

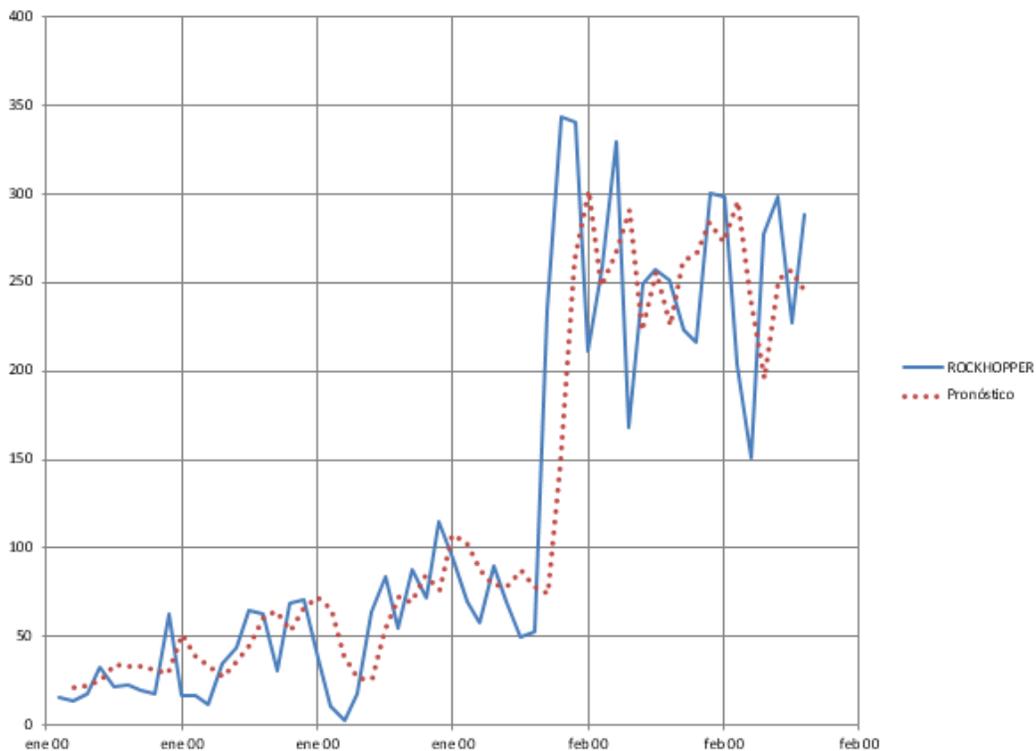


Tabla 4-10. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Rockhopper							
Año	Mes	Ventas/Unidad Rockhopper	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	07	16	16	4,9455	1		
2011	08	14	17,495	4,9455	0,974649	20,9454545	48,239339
2011	09	18	20,235	4,9455	0,985986	22,4408018	19,720721
2011	10	33	29,065	4,9455	1,01718	25,1803183	61,147422
2011	11	22	28,044	4,9455	0,972653	34,0101465	144,24362
2011	12	23	28,027	4,9455	0,97724	32,9896425	99,792957
2012	01	20	26,529	4,9455	0,968773	32,9728101	168,2938
2012	02	18	24,781	4,9455	0,965279	31,4741095	181,55163
2012	03	63	46,255	4,9455	1,045936	29,7263918	1107,133
2012	04	17	34,212	4,9455	0,936164	51,2002848	1169,6595
2012	05	17	28,151	4,9455	0,949739	39,1569806	490,93179
2012	06	12	22,617	4,9455	0,940436	33,0961058	445,04568
2012	07	35	31,257	4,9455	1,015195	27,5622133	55,320671
2012	08	44	40,644	4,9455	0,988342	35,2845845	75,958468
2012	09	65	55,691	4,9455	1,008975	44,9508121	401,96993
2012	10	63	61,282	4,9455	1,018558	61,6777849	1,7482528
2012	11	31	49,161	4,9455	0,929247	64,4160487	1116,6323
2012	12	69	62,303	4,9455	0,993767	52,875255	260,0074
2013	01	71	70,249	4,9455	0,974092	65,1486376	34,238442
2013	02	38	57,397	4,9455	0,926803	72,5835466	1196,0217
2013	03	11	36,599	4,9455	0,951356	65,2065403	2938,349
2013	04	3	22,499	4,9455	0,834294	38,892043	1288,2388
2013	05	18	23,226	4,9455	0,927564	26,0652346	65,048009
2013	06	64	47,983	4,9455	0,990351	26,4937024	1406,7224
2013	07	84	67,738	4,9455	1,043729	53,7324543	916,12432
2013	08	55	64,222	4,9455	0,971601	71,8364816	283,46711
2013	09	88	78,133	4,9455	1,023859	69,7879768	331,67779
2013	10	72	76,924	4,9455	1,008081	84,6206803	159,28157
2013	11	115	102,68	4,9455	0,953455	76,0768445	1515,012
2013	12	94	101,15	4,9455	0,98559	106,950899	167,72579
2014	01	70	89,089	4,9455	0,950191	103,344902	1111,8825

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Rockhopper							
Año	Mes	Ventas/Unidad Rockhopper	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2014	02	58	78,41	4,9455	0,903062	87,1515686	849,81395
2014	03	90	88,942	4,9455	0,959038	79,3008467	114,47188
2014	04	70	88,928	4,9455	0,828313	78,3298201	69,385903
2014	05	50	74,019	4,9455	0,895581	87,0735761	1374,45
2014	06	53	66,323	4,9455	0,966085	78,2026698	635,17457
2014	07	234	147,23	4,9455	1,112956	74,3853172	25476,847
2014	08	343	251,95	4,9455	1,021061	147,858212	38080,318
2014	09	340	294,24	4,9455	1,040565	263,023351	5925,4045
2014	10	211	254,54	4,9455	0,985351	301,60384	8209,0558
2014	11	258	265	4,9455	0,956007	247,407599	112,19897
2014	12	329	301,67	4,9455	0,998914	266,05959	3961,4952
2015	01	168	242,13	4,9455	0,917662	291,344938	15213,974
2015	02	249	261,31	4,9455	0,909384	223,128623	669,32815
2015	03	257	267,11	4,9455	0,959432	255,350109	2,7221405
2015	04	251	287,44	4,9455	0,834012	225,347967	658,02678
2015	05	223	270,83	4,9455	0,886419	261,854914	1509,7043
2015	06	216	249,85	4,9455	0,953197	266,426862	2542,8684
2015	07	300	262,13	4,9455	1,116956	283,577432	269,70074
2015	08	298	279,38	4,9455	1,026844	272,696806	640,25164
2015	09	204	240,47	4,9455	1,016172	295,861227	8438,4849
2015	10	151	199,63	4,9455	0,956299	241,825207	8249,2182
2015	11	277	246,89	4,9455	0,977067	195,578248	6629,5016
2015	12	298	274,93	4,9455	1,009701	251,55699	2156,9532
2016	01	227	263,73	4,9455	0,910439	256,827242	889,66435
2016	02	288	292,53	4,9455	0,918918	244,325081	1907,4985
						285,40565	
						252,220919	
						Error Cuadrático Medio	2760,8672
						Alfa	0,4967432
						Beta	0,0000000
						Lambda	0,1268883

4.4 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Hardrock.

En las figuras 4-12 y 4-13 se presenta la serie de tiempo y el correlograma para la familia de bicicletas Hardrock. En el correlograma se identifica alta autocorrelación en $k=1$ indicando que existe una componente de tendencia en dicha serie de tiempo. No es posible identificar si existe alguna componente de estacionalidad definida. Los resultados de la prueba de Dickey-Fuller se muestran en la tabla 4-11. Se observa que el p-Valor (0,784) es mayor al nivel de significación (0,05) lo que indica que no se puede rechazar la hipótesis nula (H_0 : Hay una raíz unitaria para la serie) y esto implica que la serie no es estacionaria.

Figura 4-12. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Hardrock en función del tiempo. Fuente propia.



Figura 4-13. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Hardrock. Fuente propia.

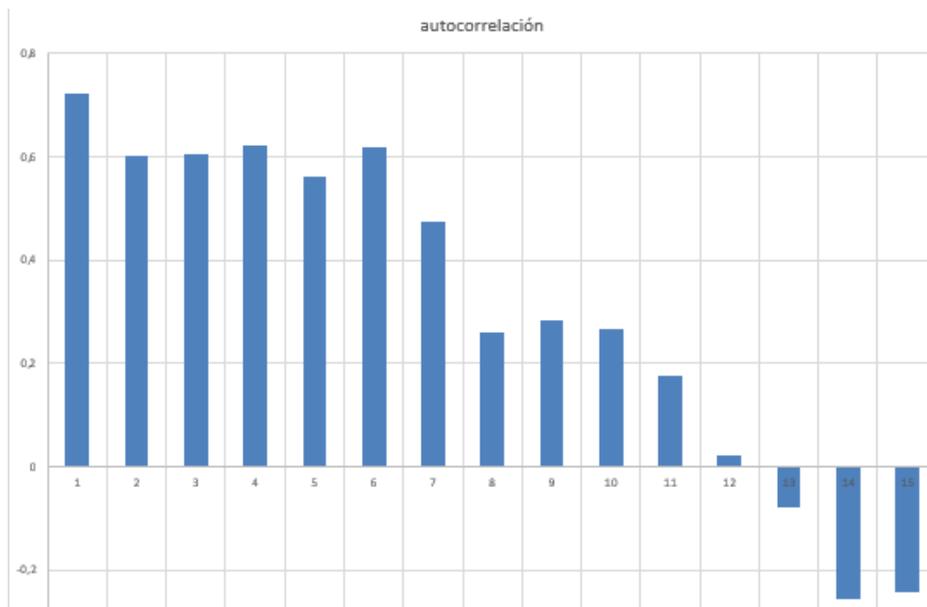


Tabla 4-11. Prueba Dickey-Fuller

Tau (Valor observado)	-1,549
Tau (Valor crítico)	-3,468
valor-p (unilateral)	0,784
alfa	0,05

En la tabla 4-12 se han colocado los principales resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Hardrock por 6 métodos de previsión diferentes. El método con el que se obtuvieron mejores resultados fue el de Holt-Winters por presentar menor error cuadrático medio. En la figura 4-14 y en la tabla 4-8 se presentan los resultados para el modelo de previsión por el método de Holt-Winters.

Tabla 4-12. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Hardrock utilizando 6 métodos distintos.

<i>Método</i>	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
N	6	6				
α			0,4155306	0,20138566	0,41180627	0,4240462
β					0,0000000	0,0000000
γ						0,07647228
Pronóstico marzo 2016	19	30,3166667	16,6102436	7,65404457	14,2967664	13,8455906
Pronóstico abril 2016	19	33,55	16,6102436	5,26001493	13,33313	12,7473003
Error Cuadrático Medio	2829,17611	3432,00475	2607,73411	2687,8623	2601,76166	2595,05661

Figura 4-14. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Hardrock por el método de Holt-Winters.

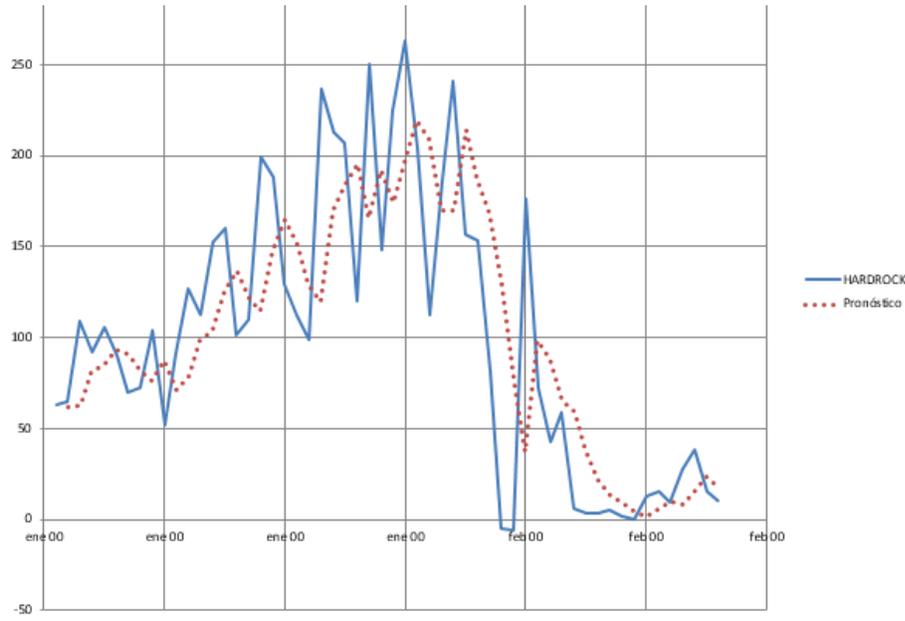


Tabla 4-13. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters.

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hardrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad Hardrock	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	07	63	63	-0,964	1		
2011	08	65	63,293	-0,964	1,002062	62,0363636	8,7831405
2011	09	109	82,12	-0,964	1,025031	62,329446	2178,1406
2011	10	92	85,755	-0,964	1,005569	81,1562808	117,58625
2011	11	106	93,785	-0,964	1,009961	84,7908824	449,82667
2011	12	90	91,625	-0,964	0,998644	92,8208918	7,9574307
2012	01	70	81,9	-0,964	0,988889	90,661067	426,87969
2012	02	72	77,147	-0,964	0,994898	80,9361836	79,855378
2012	03	104	87,979	-0,964	1,013926	76,1831925	773,77478
2012	04	52	72,167	-0,964	0,97863	87,0151677	1226,062
2012	05	91	79,598	-0,964	1,010954	71,2034825	391,90211
2012	06	127	99,144	-0,964	1,021486	78,6344842	2339,2231

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hardrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad Hardrock	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2012	07	112	104,04	-0,964	1,005851	98,1800611	190,99071
2012	08	152	123,69	-0,964	1,019408	103,289297	2372,7326
2012	09	160	136,88	-0,964	1,036037	125,798173	1169,7649
2012	10	101	120,87	-0,964	0,992572	136,668461	1272,2391
2012	11	110	115,25	-0,964	1,005718	121,100902	123,23003
2012	12	199	150,32	-0,964	1,023512	114,127092	7203,4105
2013	01	188	166,64	-0,964	0,999541	147,697787	1624,2684
2013	02	129	150,4	-0,964	0,984406	164,830468	1283,8224
2013	03	112	132,91	-0,964	1,000829	151,521473	1561,9469
2013	04	99	118,89	-0,964	0,967469	129,128247	907,71128
2013	05	237	167,33	-0,964	1,041955	119,22143	13871,792
2013	06	213	184,24	-0,964	1,031779	169,94302	1853,9035
2013	07	207	192,83	-0,964	1,011024	184,351117	512,9719
2013	08	120	160,42	-0,964	0,998655	195,587132	5713,4145
2013	09	250	194,16	-0,964	1,055272	165,204053	7190,3526
2013	10	148	174,5	-0,964	0,981526	191,765606	1915,4283
2013	11	225	194,82	-0,964	1,017128	174,531833	2547,0359
2013	12	263	220,61	-0,964	1,036406	198,412976	4171,4836
2014	01	204	213,05	-0,964	0,996327	219,549348	241,78221
2014	02	112	170,4	-0,964	0,959389	208,782417	9366,8362
2014	03	186	176,39	-0,964	1,00493	169,576337	269,73671
2014	04	241	206,67	-0,964	0,982659	169,72384	5080,291
2014	05	157	182,37	-0,964	1,028108	214,338437	3287,6963
2014	06	153	167,36	-0,964	1,022786	187,174217	1167,8771
2014	07	82	130,23	-0,964	0,981859	168,234778	7436,4369
2014	08	-5	72,329	-0,964	0,916999	129,094066	17981,219
2014	09	-6	38,692	-0,964	0,962715	75,3101936	6611,3476
2014	10	176	97,767	-0,964	1,044132	37,0316507	19312,202
2014	11	72	85,771	-0,964	1,00354	98,4612237	700,19636
2014	12	43	66,439	-0,964	1,006644	87,8952812	2015,5863
2015	01	59	62,822	-0,964	0,991955	65,2346484	38,87084
2015	02	6	38,279	-0,964	0,898009	59,3459149	2845,7866

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Hardrock							
Año	Mes	Ventas/Unidad Hardrock	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2015	03	3	22,758	-0,964	0,938161	37,4996581	1190,2264
2015	04	3	13,847	-0,964	0,92408	21,4164303	339,1649
2015	05	5	9,4826	-0,964	0,989808	13,2456308	67,990428
2015	06	2	5,7357	-0,964	0,971236	8,71304505	45,064974
2015	07	0	2,7485	-0,964	0,906774	4,68550444	21,953952
2015	08	13	7,0396	-0,964	0,988096	1,63671276	129,1243
2015	09	15	10,106	-0,964	1,002594	5,8493834	83,733784
2015	10	9	8,921	-0,964	1,041434	9,5463436	0,2984913
2015	11	27	15,992	-0,964	1,055909	7,98550179	361,55114
2015	12	38	24,663	-0,964	1,04749	15,1281311	523,12239
2016	01	15	20,062	-0,964	0,973275	23,5087137	72,398209
2016	02	10	15,722	-0,964	0,877977	17,1505206	51,129945
						13,8455906	
						12,7473003	
						Error Cuadrático Medio	2595,0566
						Alfa	0,4240462
						Beta	0,0000000
						Lambda	0,0764723

4.5 Modelo de pronóstico propuesto para la familia de bicicletas Tarmac.

En esta sección se describe el procedimiento para realizar el modelo de previsión para la serie de datos de la familia de bicicletas Tarmac (figura 4-15), último grupo de estudio. Al igual que con los grupos anteriores se analizó la serie de tiempo a través de la función de autocorrelación para identificar los patrones contenidos en dicha serie, los cuales se pueden identificar en el correlograma de la figura 4-16. En esta figura se observa alta correlación en $k=1$ indicando que existe tendencia para la serie de datos. También se puede ver una fuerte componente estacional al observar el valor de la autocorrelación en

$k=14$. Se realizó también la prueba de Dickey-Fuller la cual indico que no hay raíz unitaria y que la serie es estacionaria. Los resultados se muestran en la tabla 4-14 evidenciándose un p-Valor de 0,008 menor al nivel de significación (0,05) dando lugar al rechazo de la hipótesis nula (H_0 : Hay una raíz unitaria para la serie).

Figura 4-15. Ventas por unidad para la familia de bicicletas Tarmac en función del tiempo. Fuente propia.

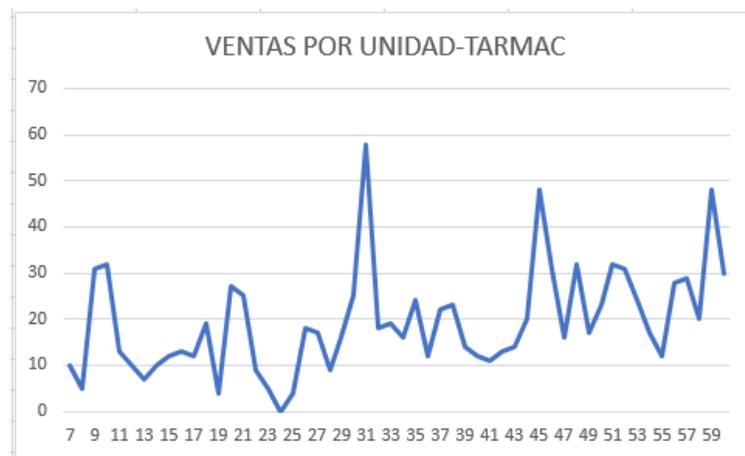


Figura 4-16. Función de autocorrelación (correlograma) para la serie de tiempo de la familia de bicicletas Tarmac. Fuente propia.

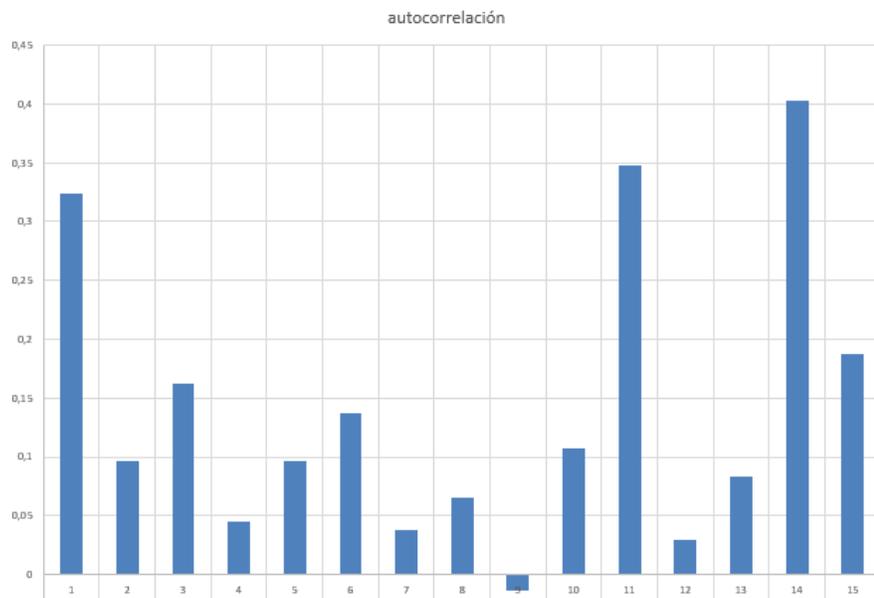


Tabla 4-14. Prueba Dickey-Fuller

Tau (Valor observado)	-4,205
Tau (Valor crítico)	-3,468
valor-p (unilateral)	0,008
alfa	0,05

Se utilizaron 6 métodos de previsión tales como: promedio móvil simple, promedio móvil doble, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters, para generar el modelo de pronóstico y se seleccionó el modelo con menor error cuadrático medio el cual correspondió al método de Holt-Winters (ver tablas 4-15 y 4-16 y figura 4-17). Los parámetros (α , β y γ) se optimizaron usando Solver de Excel, para minimizar el error cuadrático medio. Los valores de estas constantes de suavizamiento se muestran en las tablas 4-15 y 4-16.

Tabla 4-15. Resumen de resultados para el pronóstico de la familia de bicicletas Tarmac utilizando 6 métodos distintos.

<i>Método</i>	Promedio Móvil Simple	Promedio Móvil Doble	Suavización Exponencial Simple	Suavización Exponencial Doble	Holt	Holt-Winters
n	6	5				
α			0,1433505	0,05276547	0,08531915	0,09383885
β					0,04028078	0,01855751
γ						0,2208116
Pronóstico marzo 2016	32,6666667	44,08	29,3841366	29,889223	30,9755833	31,9845714
Pronóstico abril 2016	32,6666667	47,64	29,3841366	30,209901	31,3808059	25,6148068
Error Cuadrático Medio	135,093889	279,786349	128,877616	124,921481	126,278861	112,346426

Figura 4-17. Modelo de pronóstico para la familia de bicicletas Tarmac por el método de Holt-Winters.

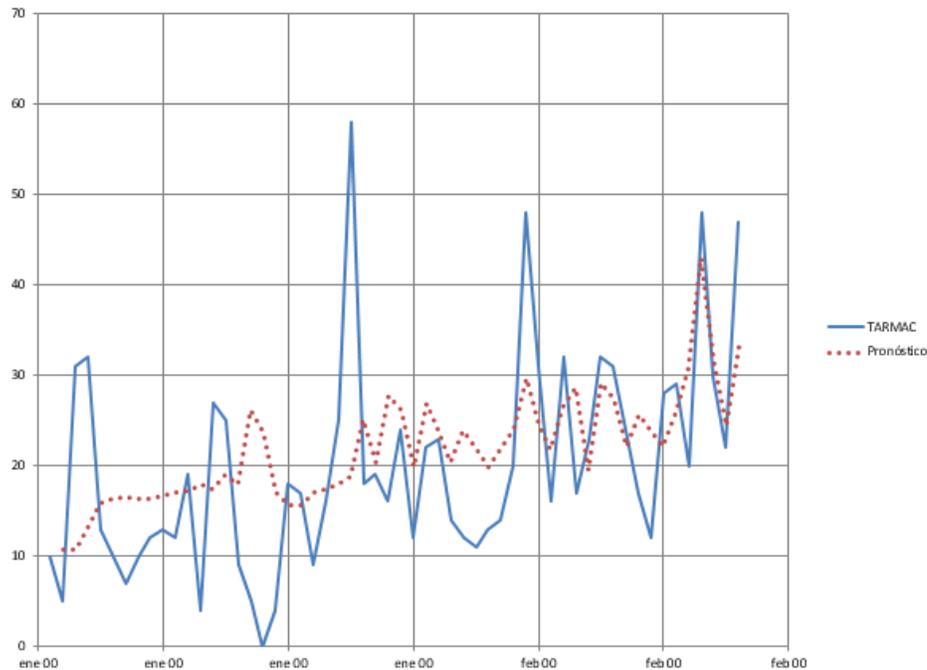


Tabla 4-16. Tabla de datos para el pronóstico utilizando el método de Holt-Winters

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Tarmac							
Año	Mes	Ventas/Unidad Tarmac	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2011	07	10	10	0,6727	1		
2011	08	5	10,14	0,6628	0,888066	10,6727273	32,179835
2011	09	31	12,698	0,698	1,318241	10,8032538	407,90856
2011	10	32	15,142	0,7304	1,245828	13,3965128	346,08974
2011	11	13	15,603	0,7254	0,963162	15,8726587	8,2521679
2011	12	10	15,735	0,7144	0,919523	16,3285052	40,049979
2012	01	7	15,562	0,6979	0,87851	16,4490386	89,28433
2012	02	10	15,673	0,687	0,920077	16,2602899	39,19123
2012	03	12	15,951	0,6794	0,945309	16,359868	19,008449
2012	04	13	16,29	0,6731	0,955409	16,6301872	13,178259

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Tarmac							
Año	Mes	Ventas/Unidad Tarmac	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2012	05	12	16,497	0,6645	0,939808	16,9626571	24,627966
2012	06	19	17,334	0,6677	1,021223	17,1614475	3,3802751
2012	07	4	16,688	0,6433	0,832116	18,0016573	196,04641
2012	08	27	18,238	0,6601	1,106077	17,3310573	93,488452
2012	09	25	19,471	0,6708	1,062701	18,8985169	37,228096
2012	10	9	19,203	0,6533	0,795461	17,8872693	78,983556
2012	11	5	18,349	0,6254	1,087329	26,1751087	448,38523
2012	12	0	17,194	0,5923	0,970735	23,638464	558,77698
2013	01	4	16,507	0,5686	0,803993	17,1307069	172,41546
2013	02	18	17,31	0,5729	0,946098	15,7010343	5,2852433
2013	03	17	18,021	0,5755	0,892832	15,7101709	1,6636591
2013	04	9	17,769	0,5601	0,828755	17,1097488	65,768026
2013	05	16	18,197	0,5577	0,930722	17,3265901	1,7598413
2013	06	25	19,451	0,5706	1,028255	17,9187351	50,144313
2013	07	58	23,934	0,6432	1,267395	18,8160481	1535,3821
2013	08	18	23,925	0,6311	0,961856	25,0984371	50,387809
2013	09	19	24,394	0,6281	0,820361	20,4331831	2,0540138
2013	10	16	24,032	0,6097	1,008857	27,6764388	136,33922
2013	11	24	24,448	0,6061	1,044808	26,1862976	4,779897
2013	12	12	24,119	0,5888	0,729675	19,929763	62,881141
2014	01	22	24,288	0,581	1,047246	26,8653804	23,671927
2014	02	23	24,758	0,5789	0,961514	24,1409862	1,3018495
2014	03	14	24,594	0,5651	0,752159	20,3711093	40,591034
2014	04	12	23,988	0,5434	0,847648	23,8028281	139,30675
2014	05	11	23,386	0,5222	0,799548	21,9026884	118,86861
2014	06	13	23,136	0,5078	0,769827	19,8138344	46,42834
2014	07	14	22,837	0,4929	0,860574	22,0062406	64,099889
2014	08	20	22,966	0,4861	0,9935	23,9890957	15,912885
2014	09	48	24,805	0,5112	1,414827	29,7229076	334,05211
2014	10	31	25,965	0,5233	1,013096	24,350749	44,212539
2014	11	16	25,833	0,5111	0,775978	21,73002	32,833129
2014	12	32	26,848	0,5204	1,04927	26,5773407	29,405234
2015	01	17	26,327	0,5011	0,956683	28,5951882	134,44839

Tabla de datos por el método Holt-Winters para la familia de bicicletas Tarmac							
Año	Mes	Ventas/Unidad Tarmac	Estimado del nivel actual (Mt)	Estimado de la tendencia (Tt)	Estacionalidad	Pronóstico	Error
2015	02	23	27,269	0,5093	0,754799	19,5761452	11,722782
2015	03	32	28,039	0,5141	1,068009	29,0905974	8,4646236
2015	04	31	28,899	0,5206	0,986065	27,4541038	12,57338
2015	05	24	29,653	0,5249	0,764789	22,128224	3,5035453
2015	06	17	29,228	0,5073	0,788908	25,5803453	73,622325
2015	07	12	28,353	0,4816	0,716452	23,7748645	138,64743
2015	08	28	29,542	0,4947	0,809124	22,1979934	33,66328
2015	09	29	30,381	0,5011	0,881326	25,8490829	9,9282788
2015	10	20	29,873	0,4824	0,921958	30,6809961	114,08368
2015	11	48	30,69	0,4886	1,447768	42,9474674	25,528085
2015	12	30	31,032	0,4859	1,002861	31,5873105	2,5195548
2016	01	22	31,221	0,4804	0,760231	24,4571682	6,0376758
2016	02	47	32,93	0,5032	1,13274	33,2629735	188,7059
						31,9845714	
						25,6148068	
						Error Cuadrático Medio	112,34643
						Alfa	0,0938388
						Beta	0,0185575
						Lambda	0,2208116

Finalmente, se puede decir que, del análisis de la función de autocorrelación para cada una de las series de tiempo de las familias de bicicletas de estudio, fue posible identificar diferentes patrones presentes en la serie. Una vez reconocidos los diferentes patrones presentes en cada serie se pudo escoger el método de previsión más adecuado según se mostró en la tabla 2-3 del capítulo II de este trabajo, fundamentado por su puesto en la revisión bibliológica de los siguientes autores: (Arango Marin, Giraldo Garcia, & Castrillón Gómez, 2013) y (Hanke & Wichern, 2006). Con la prueba Dickey-Fuller se pudo determinar si las series presentaban o no raíces unitarias y con esto determinar si la serie era estacionaria o no.

En este trabajo se generaron modelos de pronóstico utilizando los siguientes métodos de previsión: promedio móvil simple, promedio móvil doble, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters. Se puede observar que para cada una de las 5 familias el mejor método para generar el pronóstico fue el método de Holt-Winters ya que presentó el menor error cuadrático medio. Los parámetros (α , β y γ) se optimizaron usando Solver de Excel, para minimizar el error cuadrático medio.

4.6 Análisis comparativo entre las técnicas de previsión y el modelo de pronóstico obtenido.

En esta sección se realiza la comparación entre los diferentes modelos generados, utilizando técnicas de previsión como Promedio Móvil Simple (PMS), Promedio Móvil Doble (PMD), Suavización Exponencial Simple (SES), Suavización Exponencial Doble (SED), Holt y Holt-Winters.

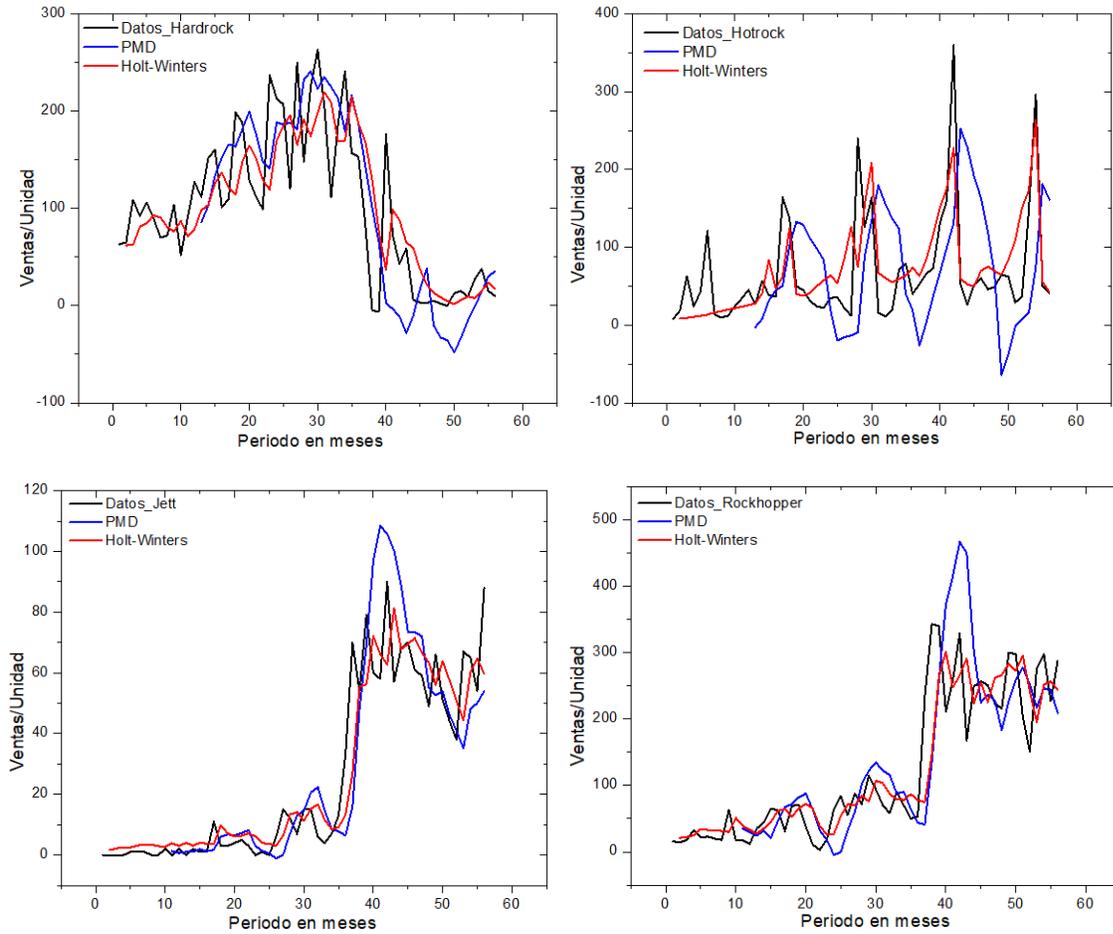
La tabla 4-17, muestra los diferentes errores cuadráticos medios obtenidos por cada técnica para cada una de las familias de bicicletas. El menor error, fue el criterio que se empleó para seleccionar el mejor modelo de pronóstico, el cual se logró por el método de Holt-Winters para todos los grupos de estudio. En esta misma tabla se puede observar que el peor modelo corresponde al Promedio Móvil Doble, por presentar el mayor error cuadrático medio en todas las familias de bicicletas. En la figura 4-18 se muestran las gráficas de los modelos de pronóstico generados por la técnica de Holt-Winters y Promedio Móvil Doble, para los que se obtuvo el menor y el mayor error cuadrático medio, respectivamente. En esta figura se puede observar que la curva que mejor se ajusta a la serie es la de color rojo (Holt-Winters), mientras que la azul (PMD) presenta menor ajuste, lo que corrobora lo dicho anteriormente con respecto a los errores cuadráticos medios de la tabla 4-17.

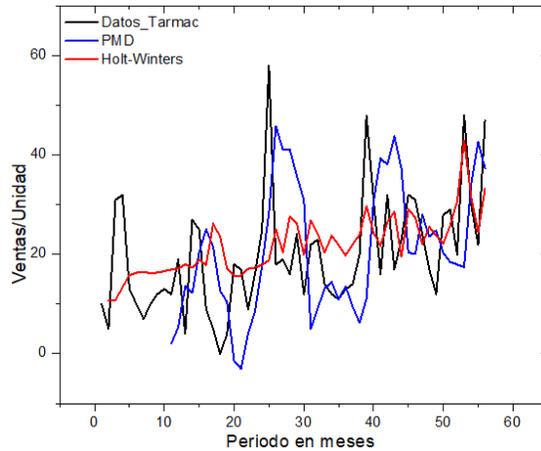
Tabla 4-17. Comparativo de los diferentes errores cuadráticos medios obtenidos por cada técnica de previsión.

Familias/Técnica	PMS	PMD	SES	SED	HOLT	HOLT-WINTERS
Jett	141,72	428,63	138,89	149,44	134,11	134,11
Hotrock	6265,80	11523,28	5128,69	5044,14	4910,32	2393,31
Rockhopper	3519,66	8034,77	2893,66	3217,13	2835,15	2760,86
Hardrock	2829,17	3432,00	2607,63	2687,86	2601,76	2595,05

Familias/Técnica	PMS	PMD	SES	SED	HOLT	HOLT-WINTERS
Tarmac	135,09	279,78	128,87	124,92	126,27	112,34

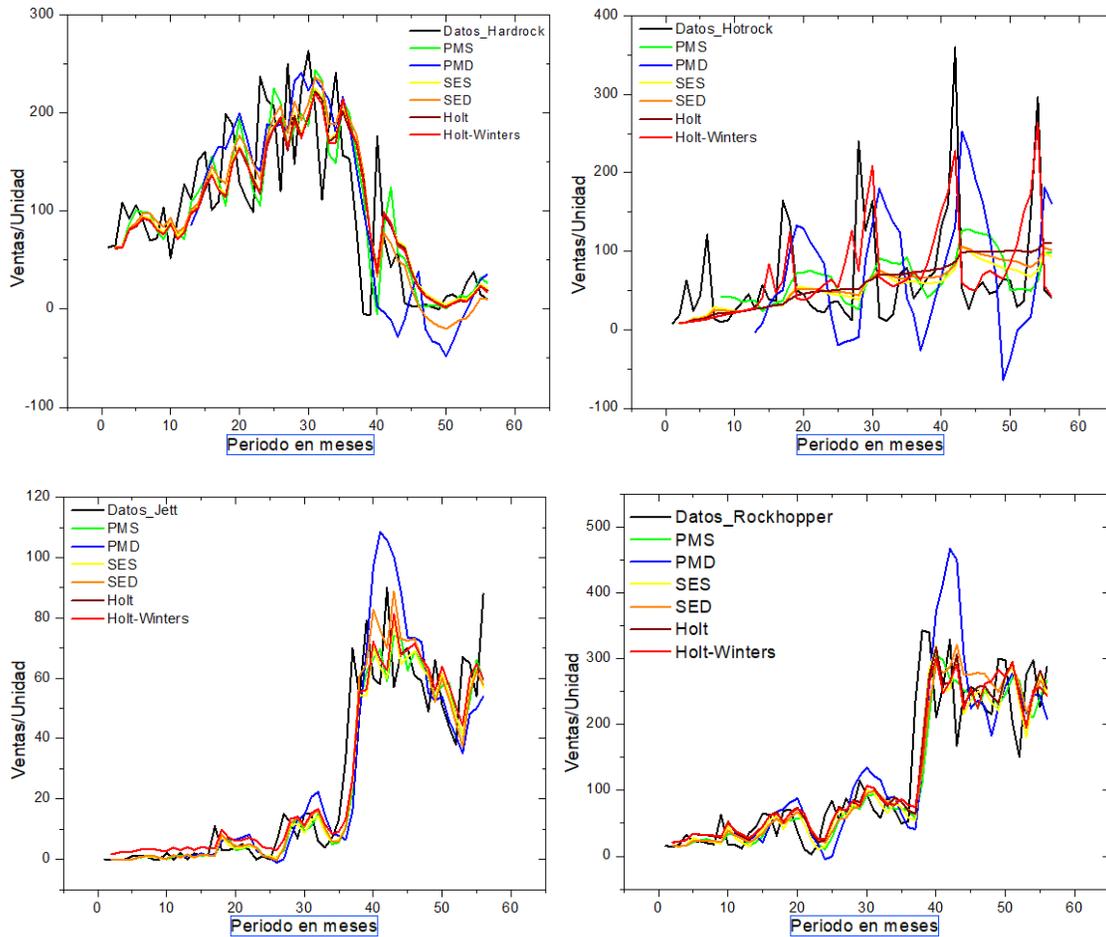
Figura 4-18. Modelos de pronóstico obtenidos por las técnicas de Holt-Winters y Promedio Móvil Doble para cada una de las familias de bicicletas.

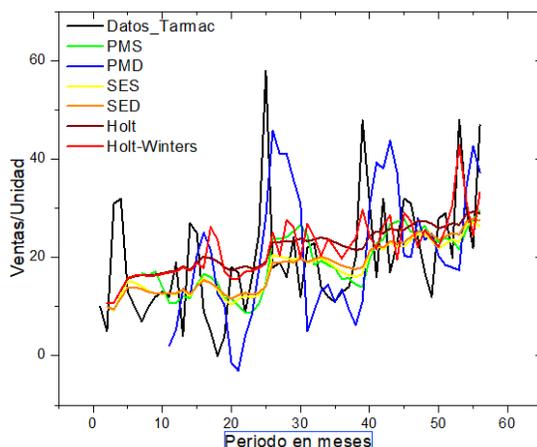




A continuación, se comparan los 6 modelos de pronóstico generados para cada una de las técnicas mencionadas anteriormente. La figura 4-19 muestra estos resultados.

Figura 4-19. Modelos de pronóstico obtenidos por las técnicas de Promedio Móvil Simple y Doble, Suavización Exponencial Simple y Doble, Holt y Holt-Winters para cada una de las familias de bicicletas.





En las familias Jett, Rockhopper y Hardrock, fue posible identificar componentes de tendencia, sin descartar la presencia de estacionalidad. Se encontró que los grupos Hotrock y Tarmac presentaron tendencia y estacionalidad siendo muy notoria la estacionalidad en el grupo Hotrock.

A pesar de que se generaron modelos con las técnicas de promedio móvil simple y doble, (ver figura 4-19) estos se descartaron por presentar mayor error cuadrático medio. Además, según (Hanke & Wichern, 2006), estas técnicas se aplican cuando las series de datos son estacionarias, es decir, cuando los valores de la serie oscilan alrededor de la media, lo que no se evidenció en las series de tiempo obtenidas para las familias de bicicletas, objeto de este estudio. En este trabajo, el método que generó el modelo con mayor error cuadrático medio fue precisamente el promedio móvil doble.

En este trabajo, también se generaron modelos de pronóstico usando la técnica de suavización exponencial simple y doble. Una posible desventaja que presentan estas dos técnicas está relacionada con la selección correcta de la constante de atenuación α , ya que se requiere de un análisis iterativo que produzca el menor error cuadrático medio, pero esto es superado usando Solver de Excel. Estas técnicas también fueron descartadas ya que también se evidenció un error cuadrático medio mayor al presentado por la técnica de Holt-Winters, por lo que esta última técnica abarca todas las demás posibilidades siendo la mejor opción para la empresa Specialized.

Lo anterior sugiere que el mejor método para calcular los pronósticos de estos 5 grupos de bicicletas es Holt-Winters, según se mostró en la tabla 2-3 del capítulo II, lo cual es consistente con los resultados mostrados al inicio de este capítulo. Este método abarca todas las demás posibilidades, fue el que menor error cuadrático medio arrojó en todas las familias de bicicletas, convirtiéndolo en la mejor opción para implementarlo en la empresa debido a que funcionó muy bien con todos los grupos de estudio. Su implementación es sencilla ya que no requiere de un analista experto ni software sofisticado.

El resultado de este trabajo le dará a la empresa Specialized una herramienta de pronóstico muy poderosa y fácil de implementar, la cual ha sido muy bien documentada, estudiada y justificada con cada uno de los resultados mostrados en este capítulo. Basta que Specialized monte la técnica de Holt-Winters en el Software Excel y deje fijas las constantes de atenuación sugeridas en este trabajo. Estas constantes pueden ser revisadas periódicamente para ser ajustadas usando Solver según se requiera.

Finalmente, se podría estimar el impacto económico de un buen modelo de pronóstico para la gestión de la empresa, a través de satisfacción del cliente con entregas a tiempo, rápida y ágil reacción en el servicio frente a la demanda, al contar siempre con un inventario suficiente, evitando así que se presenten ordenes sin entregar, lo cual generaría pérdidas. En caso de excederse en la cantidad de los productos influiría directamente en el costo de inventario (Macias Calvario, 2007). Al contar con una herramienta de pronóstico, ésta permitirá al analista tomar la mejor decisión para la empresa para evitar incurrir en gastos innecesarios, o por el contrario hacer la mejor inversión.

5. Conclusiones y recomendaciones

5.1 Conclusiones

Se pudo validar la confiabilidad y calidad de la información a través de la empresa Specialized-Colombia, obteniendo como resultado una base de datos precisos, confiables, pertinentes y consistentes, los cuales se convirtieron en el insumo primario para el desarrollo del presente trabajo. De estos datos fue posible identificar los productos más representativos de acuerdo con el mayor volumen de ventas convirtiéndose en objeto de estudio las familias de bicicletas ROCHOPPER, HARDROCK, HOTROCK, TARMAC y JETT para los cuales se generó un modelo de pronóstico.

Con el desarrollo del presente trabajo, se pudo observar que, de los 6 métodos de pronóstico (promedio móvil simple, promedio móvil doble, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters-Holt-Winters) desarrollados en este documento, el que proporcione el menor error cuadrático medio, en cada una de las 5 familias de bicicletas, fue el método de Holt-Winters, con el cual sería posible generar un protocolo para los pronósticos de ventas en las demás familias de bicicletas, teniendo de esta manera una herramienta de pronóstico acertada, confiable y reproducible que se pueda implementar en la empresa y permita generar información útil para la cadena de abastecimiento.

Los métodos de pronóstico basados en un enfoque clásico, tales como promedio móvil simple, promedio móvil doble, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, el método con tendencia de Holt y método con tendencia y estacionalidad de Winters fueron usados para el desarrollo de este trabajo con los cuales se pudo obtener un modelo de pronóstico generalizado en las 5 familias de estudio, con relativa facilidad confiabilidad.

Se descartaron modelos más sofisticados como las series ARIMA por su alto costo computacional y su alta complejidad que dificulta su aplicación en el día a día de la empresa, que finalmente producen un desempeño similar (y a veces inferior) a los métodos clásicos usados en este trabajo. Por esta razón se recomienda a la empresa Specialized trabajar con el método clásico Holt-Winters, desarrollado aquí, el cual proporcionó el mejor modelo de pronóstico con menor error y de forma relativamente sencilla.

5.2 Recomendaciones

Se recomienda a la empresa Specialized, generar modelos de pronóstico para las demás familias de bicicletas que hacen parte del catálogo, siguiendo la metodología presentada en este documento y de esta manera verificar si es generalizado el método de Holt-Winters para producir los modelos de previsión con el menor error cuadrático medio.

Para trabajos futuros sería interesante desarrollar modelos de pronóstico utilizando la metodología de Box-Jenkins (ARIMA) y comparar estos resultados con los obtenidos en el trabajo presentado en este documento.

6. Bibliografía

- Anderson, D. R., Sweeney, D. J., & Williams, T. A. (2008). *Estadística para administración y economía*. México, D.F.: Cengage Learning Editores, S.A.
- Arango Marin, J. A., Giraldo Garcia, J. A., & Castrillón Gómez, O. D. (Diciembre de 2013). Gestión de compras e inventarios a partir de pronósticos Holt-Winters y diferenciación de nivel de servicio por clasificación ABC. *Scientia et Technica Año XVIII, 18(4)*, 743-747.
- Arellano, M. (2001). <http://ciberconta.unizar.es>. Recuperado el 24 de 02 de 2018, de 5campus.com: <http://www.5campus.com/leccion/seriest>
- Botero Botero, S., & Cano Cano, J. A. (2008). ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO PARA LA PREDICCIÓN DE LOS PRECIOS DE LA ENERGÍA EN LA BOLSA DE COLOMBIA. *Cuadernos de economía*, 173-207.
- COCA MURCIA, L. A. (Octubre de 2011). BEST BIKE: DESARROLLO DE UN PLAN DE NEGOCIO PARA INCURSIONAR EN EL MERCADO COLOMBIANO DE REPUESTOS PARA BICICLETAS. SANTIAGO DE CHILE.
- El Espectador. (23 de Febrero de 2015). *elespectador.com*. Obtenido de <https://www.elespectador.com/noticias/infografia/cuentas-de-bici-articulo-545771>
- El Herald. (24 de Septiembre de 2017). *Periodico el Herald*. Obtenido de <https://www.elheraldo.co/colombia/en-mil-por-ciento-ha-crecido-el-mercado-de-las-bicicletas-en-el-pais-405693>
- FENALCO. (15 de Noviembre de 2017). *fenalco.com.co*. Obtenido de <http://www.fenalco.com.co/content/se-busca-autorizar-el-uso-de-dispositivos-espacios-o-estructuras-para-transporte-de>
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. (2006). *Pronosticos en los negocios*. Mexico: Person Educacion.
- Macias Calvario, G. G. (19 de Junio de 2007). Metodología para calcular el pronóstico de la demanda y una medición de su precisión, en una empresa de autopartes: Caso de estudio. Mexico D.F.

- Macias, V. (2015). *Análisis Estadístico de Series de tiempo Económicas*. Recuperado el 3 de Marzo de 2018, de <http://matematicas.reduaz.mx>: <http://matematicas.reduaz.mx/home/Docentes/ltrueba/Series/ADMON5.htm>
- Revista Dinero. (9 de Septiembre de 2017). *dinero.com*. Obtenido de <http://www.dinero.com/empresas/articulo/venta-de-bicicletas-en-colombia-durante-2017/248414>
- Revista My Bike. (1 de Marzo de 2017). *My Bike.com*. Obtenido de <http://www.mybike.com.co/tiendas/nueva-specialized-concepto-store-e-manizales/>
- Sánchez Avillaneda, M. d., & Martínez Bravo, R. (2009). Aplicación del modelo de series de tiempo a la prospección del servicio de referencia en línea de la Biblioteca IIMAS-UNAM. *Ibersid*, 35-47.
- Sanchez, P. A. (2008). CAMBIOS ESTRUCTURALES EN SERIES DE TIEMPO: UNA REVISIÓN AL ESTADO DEL ARTE. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 115-140.
- Specialized. (2017). *Specialized Bicycle Components*. (S. B. RINCÓN, Editor) Recuperado el 18 de abril de 2018, de SPECIALIZED COLOMBIA S.A.S.: <https://www.specialized.com/co/es/>
- Universitat de Barcelona. (2017). <http://www.ub.edu>. Recuperado el 25 de Abril de 2018, de http://www.ub.edu/aplica_infor/spss/cap8-4.htm
- Verdoy, P. J., Beltrán, M. J., & Peris, M. J. (2015). *Problemas resueltos de estadística aplicada a las ciencias sociales*. Castelló de la Plana: Universitat Jaume I. doi:<http://dx.doi.org/10.6035/Sapientia100>
- Verdoy, P. J., Beltrán, M. J., & Peris, M. J. (2015). *Problemas resueltos de estadística aplicada a las ciencias sociales*. Castelló de la Plana: Servei de Comunicació i Publicacions. doi:<http://dx.doi.org/10.6035/Sapientia100>
- Wikipedia. (2 de Agosto de 2017). *Wikipedia*. Recuperado el 22 de Abril de 2018, de Fundacion Wikipedia: <https://es.wikipedia.org/wiki/Specialized>